

**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**CONTROLE ESTATÍSTICO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DURO NA  
PRESENÇA DE VARIÁVEL DE RUÍDO**

**GEORGE SOUSA EVANGELISTA**

**JOÃO PESSOA**

**2019**

**GEORGE SOUSA EVANGELISTA**

**CONTROLE ESTATÍSTICO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DURO NA  
PRESENÇA DE VARIÁVEL DE RUÍDO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi

**JOÃO PESSOA**

**2019**

**Catálogo na publicação**  
**Seção de Catalogação e Classificação**

E92c Evangelista, George Sousa.  
Controle estatístico do processo de torneamento duro na  
presença de variável de ruído / George Sousa  
Evangelista. - João Pessoa, 2019.  
73 f. : il.

Orientação: Rogério Santana Peruchi.  
Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Design de Experimentos. 2. Controle Estatístico do  
Processo. 3. Análise Multivariada. 4. Cartas de  
Controle. I. Peruchi, Rogério Santana. II. Título.

UFPB/BC

**CONTROLE ESTATÍSTICO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DURO NA  
PRESENÇA DE VARIÁVEL DE RUÍDO**

**GEORGE SOUSA EVANGELISTA**

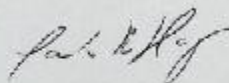
Esta Dissertação foi julgada e aprovada em sua forma final para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal da Paraíba.

João Pessoa, 08 de Maio de 2019



---

Prof. Rogério Santana Peruchi, Dr  
(Orientador)  
Universidade Federal da Paraíba



---

Prof. Paulo Kotella Junior, Dr  
(Examinador interno)  
Universidade Federal da Paraíba

---

Prof. Tarcísio Gonçalves de Brito, Dr  
(Examinador externo)  
Universidade Federal de Itajubá

## **RESUMO**

O processo de torneamento duro do aço ABNT 52100 tem características que favorecem sua seleção por apresentar resultados satisfatórios de integridade da superfície, menores tempo de processo, possibilidade de usinagem sem uso de fluido refrigerante. Pesquisas indicam que resultados de integridade da superfície são foco de estudos de processos por torneamento em geral. As rugosidades superficiais são observadas em relação a diversos parâmetros controláveis de entrada. Dentre as entradas pode se identificar também variáveis de ruído. Essas variáveis não estão sob controle, mas afetam as respostas do processo. Além disso, podem existir mais de uma resposta de rugosidade. Para isso estudos multivariados permitem a análise simultânea das respostas correlacionadas. Desse modo, essa pesquisa objetiva realizar análises univariada e multivariada por meio de componentes principais do processo de torneamento duro. Essa análise busca observar o efeito da variável de ruído nas respostas e verificar a estabilidade e desempenho do processo. Para tal análise um método híbrido de projeto de experimentos e controle estatístico do processo o torneamento do aço ABNT 52100 foi selecionado para aplicação do estudo. Com um arranjo fatorial foram desenvolvidos e comparados cenários do processo. Para esses cenários foram calculados modelos de regressão, cartas controle, performance do processo, estimativa de nível sigma e defeitos por milhão. Os resultados de performance (Ppk) para o cenário multivariado foram de 0.18 a 1.11. O melhor cenário apresentado teve velocidade de corte 170m/min e vazão de fluido refrigerante de 3l/min.

**Palavras-chave:** Design de Experimentos; Controle Estatístico do Processo; Análise Multivariada; Cartas de Controle

## **ABSTRACT**

The hard turning process has characteristics that favor its choice in relation to traditional turning. It presents better results of surface integrity, short process time, possibility of working without the use of lubricating fluid. Surface integrity results are the focus of studies of machining processes in general. The surface roughness is observed in relation to several controllable input parameters. Among the inputs can also be identified noise variables. These variables are uncontrolled, but they affect process responses. In addition, there is more than one roughness response. Multivariate studies allow the simultaneous analysis of correlated responses. Thus, this research aims to perform univariate and multivariate analysis by principal components of the hard turning process. This analysis seeks to observe the effect of the noise variable on the responses and verify process stability and capability. For such analysis a hybrid method of experiment design and statistical process control was used. The AISI 52100 hardened steel turning was selected for the study application. Process scenarios were developed with a factorial arrangement. For this scenarios, regression models, control charts, process performance, sigma level and parts per million estimation were calculated. The performance (Ppk) results for the multivariate scenario were between 0.18 to 1.11. The best scenario presented had a cutting speed of 170m/min and a flow of lubricating fluid of 3 l/min.

**Keywords:** Design of Experiments; Statistical Process Control; Multivariate Analysis; Control Charts

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Processo de medição de rugosidade .....	19
Figura 2 – Cálculo do desvio médio aritmético.....	19
Figura 3 – Cálculo de altura máxima de irregularidades $R_t$ .....	20
Figura 4 – Representação de ferramenta de corte nova (a) e desgastada (b).....	21
Figura 5 – Exemplo gráfico de carta de controle.....	23
Figura 6 - Fluxograma de procedimentos do método híbrido SPC-DOE.....	34
Figura 7 - Torneamento duro do aço ABNT 52100 .....	39
Figura 8 – Carta de controle I-MR para <i>setup</i> 1 de $R_a$ .....	41
Figura 9 – Carta de controle I-MR para <i>setup</i> 1 de $R_t$ .....	41
Figura 10 – Correlação entre $R_a$ e $W$ .....	42
Figura 11 – Correlação entre $R_t$ e $W$ .....	42
Figura 12 - Efeitos principais de $R_a$ .....	45
Figura 13 – Gráfico de interações para $R_a$ .....	45
Figura 14 – Efeitos principais de $R_t$ .....	46
Figura 15 – Gráfico de interações de $R_t$ .....	46
Figura 16 – Carta de controle I-MR para $R_a$ .....	47
Figura 17 - Carta de controle I-MR para $R_t$ .....	47
Figura 18 - Carta de controle I-MR para <i>setup</i> 1.....	50
Figura 19– Gráficos dos efeitos principais do modelo de WPC.....	51
Figura 20 – Gráficos de interação para WPC .....	52
Figura 21 - Carta de controle I-MR do <i>setup</i> 2.....	53
Figura 22 - Carta de controle I-MR do <i>setup</i> 3.....	53
Figura 23 - Carta de controle I-MR do <i>setup</i> 4.....	54

## **LISTA DE QUADROS**

Quadro 1 – Resumo de cartas de controle para dados contínuos .....	25
Quadro 2 – Fatores e níveis para o processo avaliado.....	43



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Modelo ANOVA .....	30
Tabela 2 – Cálculo do Modelo ANOVA .....	36
Tabela 3 – Resultado ANOVA para $Ra$ .....	43
Tabela 4 – Resultado ANOVA para $Rt$ .....	44
Tabela 5 – Classificações de performance para $Ra$ .....	48
Tabela 6 – Classificações de performance para $Rt$ .....	48
Tabela 7 - Análise de componentes principais $Ra$ e $Rt$ do setup 1 .....	49
Tabela 8 – Resultados do modelo ANOVA para WPC .....	51
Tabela 9 – Componentes principais para $Ra$ e $Rt$ setups 1 ao 4.....	52
Tabela 10 - Análise de indicadores do processo para WPC .....	54

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas e Técnicas
AIAG	<i>Automotive Industry Action Group</i>
CBN	<i>Cubic Boron nitride</i> (nitreto de boro cúbico)
CL	<i>Center line</i> (linha central)
Cp	Índice de capacidade de processo
Cp <sub>k</sub>	Índice de capacidade de processo
Cpm	Índice de capacidade de processo
Cpm <sub>k</sub>	Índice de capacidade de processo
CTQ	<i>Critical to quality</i> (crítico para qualidade)
DF	<i>Degree of freedom</i> (graus de liberdade)
DOE	<i>Design of experiments</i> (projeto de experimentos)
DPM	Defeitos por milhão
HRC	<i>Hardness Rockwell C</i>
ICP	Índice de capacidade de processo
ICPM	Índice de capacidade de processo multivariado
LCL	<i>Lower control limit</i> (limite inferior de controle)
MS	<i>Mean square</i> (média dos quadrados)
PC	<i>Principal components</i> (componentes principais)
PCA	<i>Principal components analysis</i> (análise de componentes principais)
Pp	Índice de performance do processo
Pp <sub>k</sub>	Índice de performance do processo
RPD	<i>Robuster Parameter Design</i> (projeto de parâmetros robustos)
SPC	<i>Statistical process control</i> (controle estatístico do processo)
SS	<i>Sum of squares</i> (soma dos quadrados)
UCL	<i>Upper control limit</i> (limite de controle superior)
WPC	<i>Weighted principal components</i> (componentes principais ponderados - CPP)

## SUMÁRIO

1. Introdução.....	12
1.1 Contextualização da pesquisa .....	12
1.2 Justificativa da pesquisa.....	13
1.3 Problema de pesquisa.....	14
1.4 Contribuição da pesquisa .....	15
1.5 Objetivos gerais e específicos .....	15
1.6 Limitações da pesquisa .....	16
1.7 Estrutura da dissertação .....	16
2. Fundamentação teórica.....	17
2.1 Processo de torneamento de aços endurecidos .....	17
2.1.1 Variáveis de controle.....	18
2.1.2 Variáveis de resposta.....	18
2.1.3 Variáveis de ruído .....	20
2.2 Análise de componentes principais.....	21
2.3 Cartas de controle .....	23
2.3.1 Caso univariado para cartas de controle.....	24
2.3.2 Caso multivariado para cartas de controle .....	25
2.4 Índices de desempenho .....	27
2.4.1 Caso univariado para índices de desempenho .....	27
2.4.2 Caso Multivariado.....	28
2.5 Planejamento e análise de experimentos.....	29
2.5.1 Caso univariado para planejamento de experimentos .....	31
2.5.2 Caso multivariado para planejamento de experimentos.....	32
3. Método híbrido SPC-DOE .....	33
4. Procedimento experimental.....	39

4.1	Aplicação dos métodos univariados.....	40
4.2	Aplicação dos métodos multivariados .....	49
5.	Conclusões .....	55
	REFERÊNCIAS .....	57
	APÊNDICES .....	62
	Apêndice A – Dados coletados por <i>setups</i> para $Ra$ e $Rt$ .....	62
	Apêndice B – Escores principais e WPC para setup 1 .....	64
	Apêndice C – Escores principais e WPC para setup 2 .....	65
	Apêndice D – Escores principais e WPC para setup 3 .....	66
	Apêndice E – Escores principais e WPC para setup 4 .....	67
	Apêndice F – Escores dos componentes principais e WPC para todos <i>setups</i> .....	68
	Anexos .....	71
	Anexos A – Fatores para construção das cartas de controle.....	71
	Anexo B – Distribuição Normal Padrão Acumulada .....	72

## **1. Introdução**

Este capítulo apresenta uma breve introdução à pesquisa realizada. Inicia-se com a apresentação de um contexto geral sobre o processo estudado. São apresentadas justificativas para a realização da pesquisa e suas principais contribuições. Compõe também a introdução, a descrição do objetivo geral e seu detalhamento em objetivos específicos. Ainda nesta sessão são apresentadas limitações de execução da pesquisa. E por fim, um breve detalhamento da estrutura da dissertação por meio dos capítulos que a constituem.

### **1.1 Contextualização da pesquisa**

Os processos de usinagem são estudados afim de serem incrementados para que obtenham melhor desempenho em relação às necessidades finais de fabricação. Dentre os processos de usinagem estudados atualmente encontra-se o torneamento duro. O processo ocorre com peças de dureza acima de 45HRC e tem vantagens em relação ao torneamento tradicional. É possível realiza-lo sem a presença de fluido refrigerante e em algumas situações não se faz necessário processo de acabamento assim seus custos e setups são reduzidos (PAIVA et al., 2009; BOUACHA; TERRAB, 2016).

Para melhor entendimento das variáveis do processo do torneamento duro pesquisadores buscam utilizar-se da metodologia de planeamento de experimentos para tratar as variáveis de controle e ruído e melhorar as características da qualidade. O planejamento experimental (DOE) é um recurso utilizado para entendimento dos processos e que busca torna-los mais robustos (MONTGOMERY, 2013). O planejamento experimental permite o estudo do comportamento de processos como o torneamento duro (PAIVA et al., 2012; MEDDOUR et al., 2015). Geralmente identificando os parâmetros de entrada fundamentais e seus efeitos combinados nos parâmetros de saída. Com isso são elaborados estudos para a configuração de melhores condições de operação. Por meio de melhores cenários é possível incrementar o resultado dos requisitos de qualidade exigidos. Esses cenários costumam ser configurados a partir de variáveis de controláveis do processo.

Contudo, nem todas variáveis podem ser controladas de maneira direta durante processos de fabricação, o que se aplica para o torneamento duro. Variáveis de ruído podem alterar as características de qualidade final do produto. O desgaste da ferramenta de corte é um exemplo de variável de ruído presente em estudos de usinagem (BRITO et al., 2014, 2015; BOUACHA; TERRAB, 2016).

No caso do processo de torneamento duro a rugosidade da superfície é considerada uma das características críticas para qualidade (CTQ) (BENARDOS; VOSNIAKOS, 2003; SAINI;

AHUJA; SHARMA, 2012; KUMAR; BILGA; SINGH, 2017). A rugosidade da superfície atua como uma das respostas predominantes em diversas pesquisas (BOUACHA et al., 2010; AZIZI et al., 2012; KANT; SANGWAN, 2014; MEDDOUR et al., 2015; KUMAR; BILGA; SINGH, 2017). Em geral essa rugosidade está relacionada às variáveis de entrada como: geometria da ferramenta, propriedades do material, configurações do maquinário (parâmetros de corte).

No entanto, é importante destacar que a rugosidade pode ser mensurada de diversas formas. De acordo com as necessidades de aplicação do produto podem ser considerados mais de um parâmetro de resposta de rugosidade como: média aritmética ( $Ra$ ), máxima ( $Ry$ ), raiz quadrada média ( $Rq$ ), amplitude máxima ( $Rt$ ) (PAIVA et al., 2012; PERUCHI et al., 2014, 2018). A presença de mais de uma característica de qualidade torna o processo mais complexo. Abordagens univariadas tornam-se ineficientes já que podem gerar resultados conflitantes no sentido de atender a todos requisitos de qualidade. Assim torna-se necessário a realização de um estudo multivariado para atender melhor a ambos requisitos de qualidade.

Dessa forma o estudo em questão busca abordar associação de técnicas de controle estatístico da qualidade com planejamento experimental visando maior estabilidade e menor dispersão do processo. Também é observado o comportamento do processo a partir do acompanhamento da variável de ruído (desgaste da ferramenta de corte). Ademais existe potencial para realização de análise multivariada como forma de simplificar a análise demais de uma resposta.

## **1.2 Justificativa da pesquisa**

Dado que os processos produtivos buscam melhorias que possam ocasionar maiores rendimentos ou economias esta pesquisa possibilitou a oportunidade de aplicação de novas práticas experimentais e associação de técnicas.

Os estudos em relação a processos de torneamento duro abordam diversos fatores de entrada para análise de comportamento do processo. Apesar disso, por meio de revisões da literatura, não foram identificadas pesquisas voltadas para o enfoque da influência de desgaste da ferramenta de corte nas rugosidades com uma abordagem de controle estatístico da qualidade. Algumas pesquisas ainda abordam o desgaste da ferramenta, mas com classificação da variável de maneira categórica e não tem enfoque nesse elemento (BRITO et al., 2014, 2015; BOUACHA; TERRAB, 2016).

As abordagens das pesquisas, em geral, variam entre verificação do desgaste da ferramenta como variável de resposta e como variável de ruído. Na primeira situação, a observação do seu comportamento é bastante relacionada com os parâmetros de corte como

observados nos estudos experimentais com modelos de regressão ou simulações por meio de redes neurais artificiais como apresentados nos estudos de Cakan, Everdilek e Ozkaner (2015), Chinchani e Choudhury (2014), Khameel, Ouelaa e Bouacha (2012), Ozel e Karpat (2005) e Zhao et al (2017).

De forma geral, foram observados trabalhos com a presença do desgaste de ferramenta como variáveis de ruído em processos de usinagem. Em processos de fresamento do aço ABNT 1045 foram observados trabalhos de Brito et al (2014, 2015) e Lopes et al (2016). No torneamento do aço endurecidos foram identificadas aplicações no aço ABNT 12L14 nos trabalhos de Almeida et al (2018), Daroz Gaudêncio et al (2019) e no aço ABNT 52100 em pesquisas de Campos (2011) e Paiva et al (2009, 2012, 2014). Estas pesquisas citadas aplicaram, em sua maioria, métodos de otimização multiobjetivo com associações de métodos como projeto de parâmetros robustos, metodologia de superfície de resposta, erro quadrático médio e análise de componentes principais. Nas situações de observação do desgaste da ferramenta como variável de ruído são realizados estudos por meio desses métodos citados para busca de remoção do efeito desse ruído nas respostas do processo por meio da combinação de parâmetros controláveis.

A presença de diversos estudos em múltiplos processos e com existência de variável de ruído, em especial desgaste da ferramenta, reforça a dimensão de aplicações para o método sugerido de controle estatístico do processo em conjunto a variáveis de ruído.

O estudo do controle estatístico da qualidade e variável de ruído mostrou a oportunidade de desenvolvimento de uma metodologia genérica que permite a aplicação do estudo em outros processos de fabricação. Com isso viu-se a oportunidade de desenvolvimento da pesquisa como uma forma de maior conhecimento sobre processos em geral, mas realizando a aplicação e validação do método por meio do processo do torneamento duro do aço ABNT 52100.

### **1.3 Problema de pesquisa**

Processos de fabricação apresentam variáveis de ruído que podem afetar os parâmetros de qualidade. Essas variáveis de ruído podem ser mensuradas, mas não são controláveis. Seu acompanhamento pode auxiliar na observação do efeito sobre as respostas. Dado que o processo possui outras variáveis mensuráveis e controláveis é notável que estas podem gerar cenários diferentes. Com isso as mudanças no comportamento da resposta e do ruído são estudadas e suas relações verificadas.

Considerando isso o problema de pesquisa ficou definido como a elaboração de um método para controle estatístico de processos na presença de variável de ruído, com verificação por meio de aplicação no processo de torneamento duro do aço ABNT 52100.

#### **1.4 Contribuição da pesquisa**

A pesquisa busca gerar contribuição para processos de fabricação em geral. Por meio da elaboração do método de controle estatístico associado a variáveis de ruído. Esse método permite dar embasamento para outros processos que também tenham influência de ruído nas características da qualidade.

Por ter conhecimento da existência de mais de um tipo de característica de qualidade como objetivo final os processos tem características multivariadas. O estudo multivariado fornece benefícios para o processo. Economiza tempo e faz análise simultânea de mais de uma variável. Pode unificar as respostas e ter um resultado com representatividade adequada (JOHNSON; WICHERN, 2002). A associação de técnicas de DOE e controle estatístico do processo (SPC) de forma multivariada permite suprir as necessidades de entender o comportamento das variáveis e identificar o melhor cenário de operação.

As contribuições tendem a ser favoráveis ao meio científico por apresentar um novo método e novas abordagens do processo. Mas também são de interesse prático que os procedimentos metodológicos e resultados das análises sejam de fácil realização e entendimento para aplicações em processos além do experimental.

#### **1.5 Objetivos gerais e específicos**

O objetivo principal desta dissertação é propor um método para conduzir estudos de estabilidade e desempenho de processos com presença de variáveis de ruído.

Como forma de alcançar o objetivo principal foram definidos objetivos específicos que atuam como um roteiro. Os objetivos específicos definidos foram:

- Definir problema do processo, características da qualidade e variáveis controladas e de ruído;
- Desenvolver método de análise genérico de controle estatístico do processo associado a variável de ruído;
- Aplicar o método no processo de torneamento duro do aço ABNT 52100 realizando análises estatísticas para identificação do efeito do ruído nas características da qualidade;



- Classificar os setups do processo por meio de indicadores para definir melhor cenário de operação;
- Destacar a ineficácia dos métodos univariados para avaliar a estabilidade e desempenho do processo;
- Realizar conclusões e recomendações sobre o processo.

### **1.6 Limitações da pesquisa**

Os processos de fabricação possuem fatores controláveis e de ruído, bem como a variedade de características de qualidade que podem ser consideradas ao final do processo. Visto isso, foi necessária a seleção de variáveis do processo e ao mesmo tempo a não mensuração de outras. Assim, consideram-se limitações da pesquisa:

- Quantidade de variáveis de controle e ruído selecionadas para como entradas do processo;
- Número de características da qualidade mensuradas;
- Arranjo experimental ocasionado pela quantidade de variáveis e níveis selecionados;

Contudo, vale observar que tais limitações podem ser observadas como possibilidades para estudos futuros do processo.

### **1.7 Estrutura da dissertação**

Esta dissertação está dividida em 5 capítulos. O primeiro capítulo apresentado objetiva contextualizar, justificar e apresentar contribuições e objetivos da pesquisa. O segundo capítulo apresenta revisão da literatura com conceitos de cartas de controle, índices de desempenho e planejamento de experimentos relevantes para entendimento das análises realizadas. O terceiro capítulo é um detalhamento dos procedimentos metodológicos baseado no modelo híbrido DOE-SPC que associa as características críticas da qualidade com os fatores de ruído e controle. O quarto capítulo consiste na aplicação do método no processo de torneamento duro do aço ABNT 52100, sendo feitas análises univariadas e multivariadas. O capítulo cinco encerra a dissertação apresentando os principais resultados e sugestões de pesquisas futuras.

## 2. Fundamentação teórica

Este capítulo tem como objetivo reunir, por meio de fundamentação teórica, conceitos básicos que permeiam a pesquisa realizada. Por intermédio desta sessão é possível ter o entendimento e acesso à literaturas que retratam processos de torneamento duro, análises de componentes principais, cartas de controle aplicadas a processos de produção, índices de desempenho como forma de classificação e comparativo de condições de processos e, por fim, planejamento e análises de experimentos. Esses conceitos estão apresentados com subseções univariada e multivariada para que possam ter orientações de aplicações de acordo com a abordagem mais adequada.

### 2.1 Processo de torneamento de aços endurecidos

O processo de torneamento de aços endurecidos tem como característica a aplicação em aços com dureza acima de 45 HRC (*Hardness Rockwell C*) (BOUACHA et al., 2010). Esse processo apresenta características que favorecem uma grande diversificação de aplicação em fabricação de materiais, além de ter benefícios quanto aos resultados do processo e condições de operação (GRZESIK, 2008; BOUACHA et al., 2010; CAMPOS, 2011).

Para a ocorrência do processo são utilizadas ferramentas como o CBN (nitreto de boro cúbico) que geram menor desgaste e vantagens de menor rugosidade da superfície, tempo de corte e possibilidade de realização das operação sem fluido de corte (RECH; MOISAN, 2003; GAITONDE et al., 2009; CAMPOS, 2011).

Grande parte das pesquisas identificadas em relação ao processo de torneamento duro tem relação com o comportamento do processo e processos de otimização de condições de operação (PAIVA et al., 2009, 2012, 2014; BOUACHA et al., 2010; KHAMEL; OUELAA; BOUACHA, 2012; EVANGELISTA et al., 2018). Muitos deles são realizados com o aço ABNT 52100 e realizam análises estatísticas, estudo de projeto de parâmetros robustos e métodos multivariados.

Nessas pesquisas citadas as respostas predominantes são relacionadas a integridade da superfície (rugosidade da superfície) e observada em relação aos parâmetros de entrada como velocidade de corte, taxa de avanço, fluido refrigerantes, desgaste da ferramenta de corte (DINIZ; FERREIRA; FILHO, 2003; KURT; ŞEKER, 2005; HAQ; TAMIZHARASAN, 2006; CHINCHANIKAR; CHOUDHURY, 2014; LIEW et al., 2017).

No processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100 predominam também respostas relacionadas aos fatores apresentados (HUANG; LIANG, 2005; CAKAN;

EVRENDILEK; OZKANER, 2015). Assim, a seguir para o estudo em questão estão apresentadas variáveis de controle, ruído e respostas predominantes.

### **2.1.1 Variáveis de controle**

No processo de torneamento duro apresenta-se a ocorrência de variáveis mais significantes e que tem maior representatividade nas respostas do processo. A pesquisa de Campos (2011) indica que parâmetros de corte tem uma maior influência nos resultados finais do processo. Os parâmetros de corte predominantes apresentados são velocidade de corte, profundidade de corte, taxa de avanço (SAINI; AHUJA; SHARMA, 2012; ZHAO et al., 2017). Associadas aos parâmetros de corte podem se apresentar outras variáveis de controle como fluidos de corte no processo para realizar o resfriamento das ferramentas de corte (HAQ; TAMIZHARASAN, 2006).

Para a pesquisa em questão foram selecionados velocidade de corte e fluido refrigerante como parâmetros de controle a serem estudados. A velocidade de corte é apresentada e selecionada em diversos estudos como fator de grande influência no desgaste da ferramenta (THIELE; N. MELKOTE, 1999; ÖZEL; KARPAT, 2005; CAKAN; EVRENDILEK; OZKANER, 2015). Assim, para um estudo com observação do desgaste da ferramenta é importante ter fatores que podem trazer grande influência no seu comportamento. A presença do fluido refrigerante também é relevante para verificar a possibilidade de influência por meio da relação entre o fluido e velocidade de corte ou fluido e desgaste.

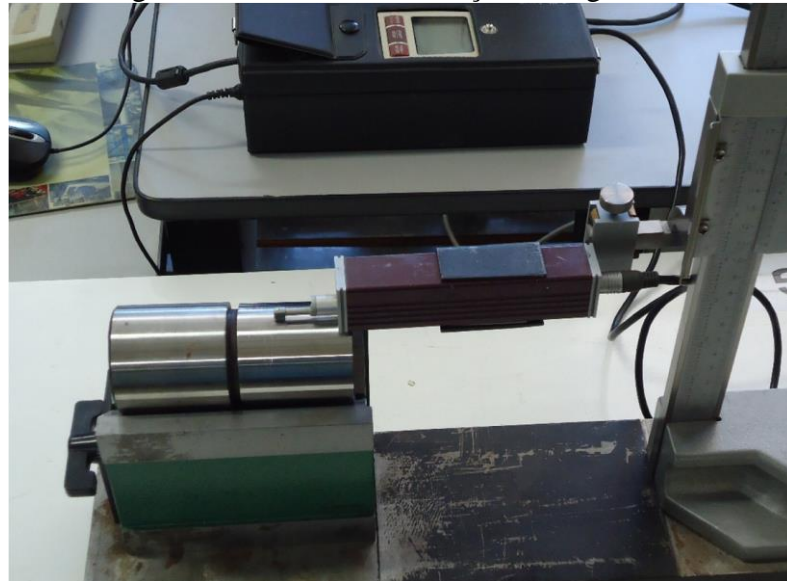
### **2.1.2 Variáveis de resposta**

Nos processos de torneamento duro encontram-se classificações de variáveis de resposta podendo ser em relação a integridade da superfície a qual se subdivide em rugosidade da superfície, estresses residuais e camada branca (SAINI; AHUJA; SHARMA, 2012). Entretanto, observando a relação das variáveis de controle e relações com o acabamento do processo verifica-se relação direta de variação (CAMPOS, 2011).

Posta a relação da rugosidade da superfície com as variáveis de controle é determinada a importância do seu uso como forma de variáveis de resposta e característica de qualidade do processo. É imprescindível observar que a rugosidade da superfície tem mensurações diferentes. De acordo com o modo de mensuração encontram-se caracterizações das rugosidades. Podem ser citadas  $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_y$  como rugosidades predominantes em estudos relacionados ao acabamento de materiais (BRITO et al., 2014, 2015; PAIVA et al., 2014;

PERUCHI et al., 2018). A Figura 1 representa um exemplo do processo de medição de rugosidade.

Figura 1 – Processo de medição de rugosidade



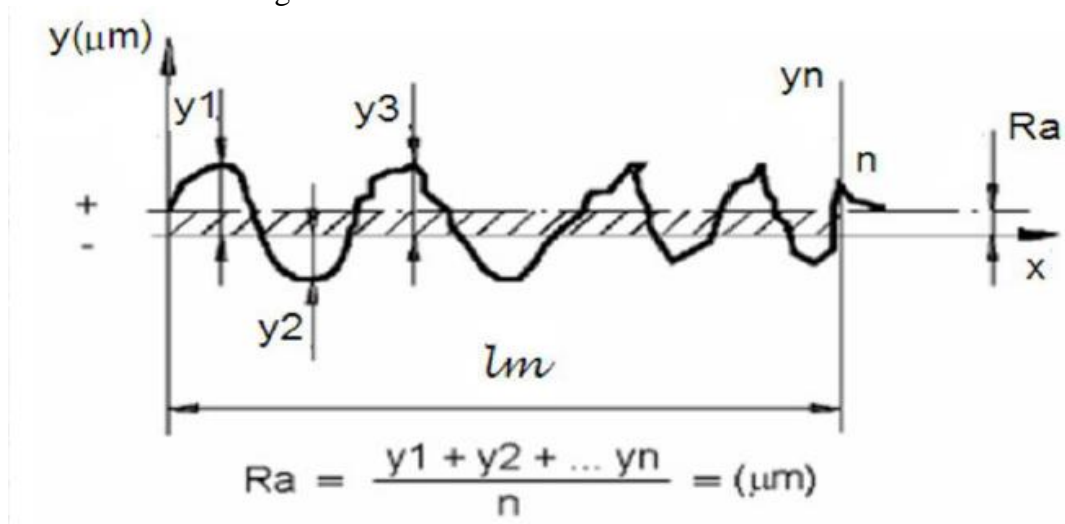
Fonte: Peruchi et al (2018)

Para a pesquisa em questão foram selecionadas duas características de qualidade a serem estudadas sendo elas  $R_a$  (desvio aritmético médio) e  $R_t$  (altura máxima de irregularidades). Para mensuração de tais rugosidades seguem resumos de conceitos, equações e figuras.

O desvio aritmético médio ( $R_a$ ) é a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um conjunto de amostragem. A equação 2.1 e Figura 2 mostram como é realizado o cálculo de  $R_a$ .

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (2.1)$$

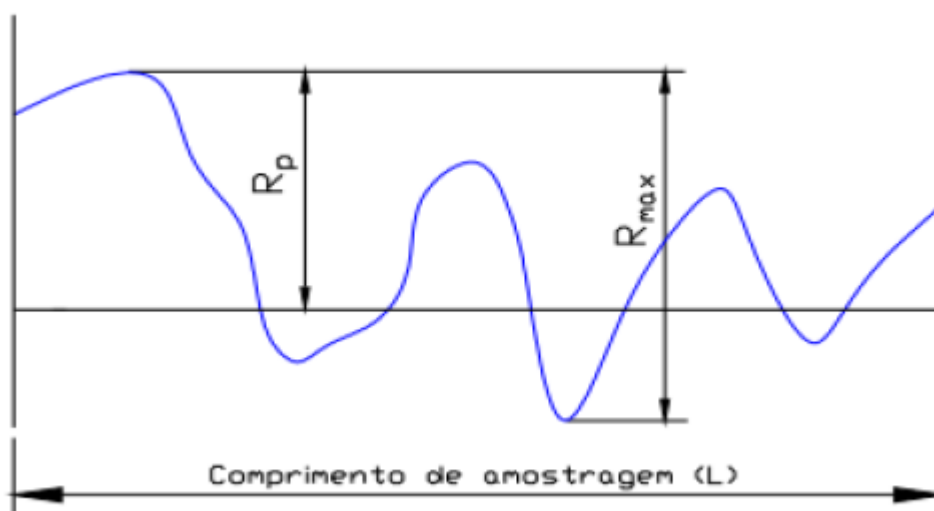
Figura 2 – Cálculo do desvio médio aritmético



Fonte: Agostinho (1990)

A altura máxima de irregularidades consiste na distância máxima entre o maior pico de irregularidades e a maior reentrância de irregularidade medidas no comprimento de amostragem. Para essa medição são utilizados aparelhos traçadores de perfil. A Figura 3 apresenta o cálculo de  $R_t$  ( $R_{max}$ ).

Figura 3 – Cálculo de altura máxima de irregularidades  $R_t$



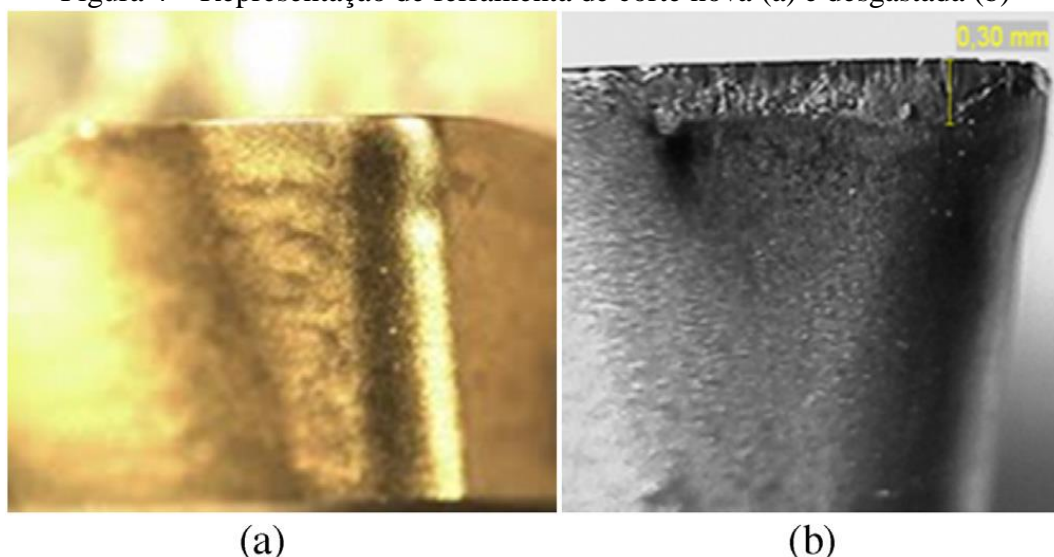
Fonte: Agostinho (1990)

### 2.1.3 Variáveis de ruído

No processo de torneamento duro existem variáveis de ruído que podem ser mensuradas, mas não apresentam possibilidade de controle sobre suas variações. A dureza das peças usinadas e o desgaste da ferramenta de corte são exemplos de variáveis de ruído e que causam a maior parte das variações nos processos de torneamento (CAMPOS, 2011).

O desgaste da ferramenta de corte tem característica importante nos processos de torneamento, pois essa variável de ruído apresenta variações à medida que são executados mais procedimentos. Sua perda apresentada é contínua e ao atingir determinados valores é considerado o fim da sua vida útil sendo necessário o descarte da ferramenta (DINIZ; FERREIRA; FILHO, 2003; CAMPOS, 2011, 2015). A Figura 4 apresenta exemplo comparativo da ferramenta nova e desgastada.

Figura 4 – Representação de ferramenta de corte nova (a) e desgastada (b)



Fonte: Brito et al (2014)

Dado que o desgaste da ferramenta de corte afeta a continuidade e as respostas do processo é importante observar quais fatores geram maior taxa de desgaste. Os parâmetros de velocidade de corte, taxa de avanço e profundidade de corte representam grande influência no desgaste da ferramenta (MANDAL; DOLOI; MONDAL, 2011). Assim, é importante ter conhecimento do comportamento de interações dessas variáveis, das influências nas características final do processo e nos custos que a grande troca de ferramentas de corte pode ocasionar.

Dentre as variáveis de ruído apresentadas, o desgaste da ferramenta de corte foi selecionado para ser monitorado como forma de observação da sua influência no controle estatístico do processo.

## 2.2 Análise de componentes principais

A análise de componentes principais é técnica de análise multivariada de dados que por meio de transformações permite que duas ou mais variáveis correlacionadas sejam transformadas em não correlacionadas. Em geral, busca a redução de dados e facilitação na interpretação (JACKSON, 1991; JOHNSON; WICHERN, 2007; PERUCHI, 2014).

De forma algébrica, as componentes principais são combinações lineares de um conjunto de  $p$  variáveis aleatórias  $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$ . As novas coordenadas dos eixos possuem as variáveis  $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$  e representam a direção de máximo. As componentes principais não estão correlacionadas e dependem apenas da matriz de covariância  $\Sigma$  ou da matriz de correlação  $\rho$  das variáveis  $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$  para desenvolvê-las não é necessário assumir a normalidade multivariada.

Para o cálculo dos escores dos componentes principais são seguidos procedimentos indicados por Johnson e Wichern (2007). O escore principal vem da combinação linear com objetivo de maximizar a variância como apresentado na equação 2.2:

$$\begin{aligned} & \text{Maximiza: } \text{Var}[e_1'Y] \\ & \text{Sujeito a: } e_1'e_1 = 1 \end{aligned} \quad (2.2)$$

onde:  $e$  são os autovetores das componentes principais

Na otimização apresentada o produto das variáveis tem comprimento unitário como limite, isso busca eliminar solução indeterminada, dado que  $e_1$  pode ser multiplicado por qualquer constante. Para os escores de um segundo componente principal é importante garantir a ortogonalidade de  $PC_1$  e  $PC_2$ , então a otimização é alterada para equação 2.3:

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar: } \text{Var}[e_2'Y] \\ & \text{Sujeito a: } e_2'e_2 = 1 \\ & \text{Cov}[e_1'Y, e_2'Y] = 0 \end{aligned} \quad (2.3)$$

Assim é possível generalizar para  $i$ -ésimo componente principal uma solução para a combinação linear  $e_i'Y$  que maximiza como segue equação 2.4:

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar: } \text{Var}[e_i'Y] \\ & \text{Sujeito a: } e_i'e_i = 1 \\ & \text{Cov}[e_i'Y, e_k'Y] = 0 \quad \text{para } k < i \end{aligned} \quad (2.4)$$

O resultado do problema de otimização descrito acima determina como solução da função objetivo os autovalores e, a solução ótima das variáveis de decisão, os autovetores de cada componente principal. Com os pares de autovalores e autovetores de cada componente principal,  $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$  onde  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ , os escores de componentes principais podem ser calculados por meio da combinação linear a seguir na equação 2.5:

$$PC_i = e_i'Y = e_{1i}Y_1 + e_{2i}Y_2 + \dots + e_{pi}Y_p \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.5)$$

onde:  $PC$  são os escores das componentes principais. O percentual de explicação da  $i$ -ésima componente principal pode ser calculado usando a equação 2.6:

$$\%PC_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.6)$$

onde:  $\%PC_i$  são as porcentagens representativas de cada componente principal.

Baseado nos valores dos escores e nas porcentagens representativas de cada um é possível realizar análises posteriores de acordo com as necessidades de cada processo.

### 2.3 Cartas de controle

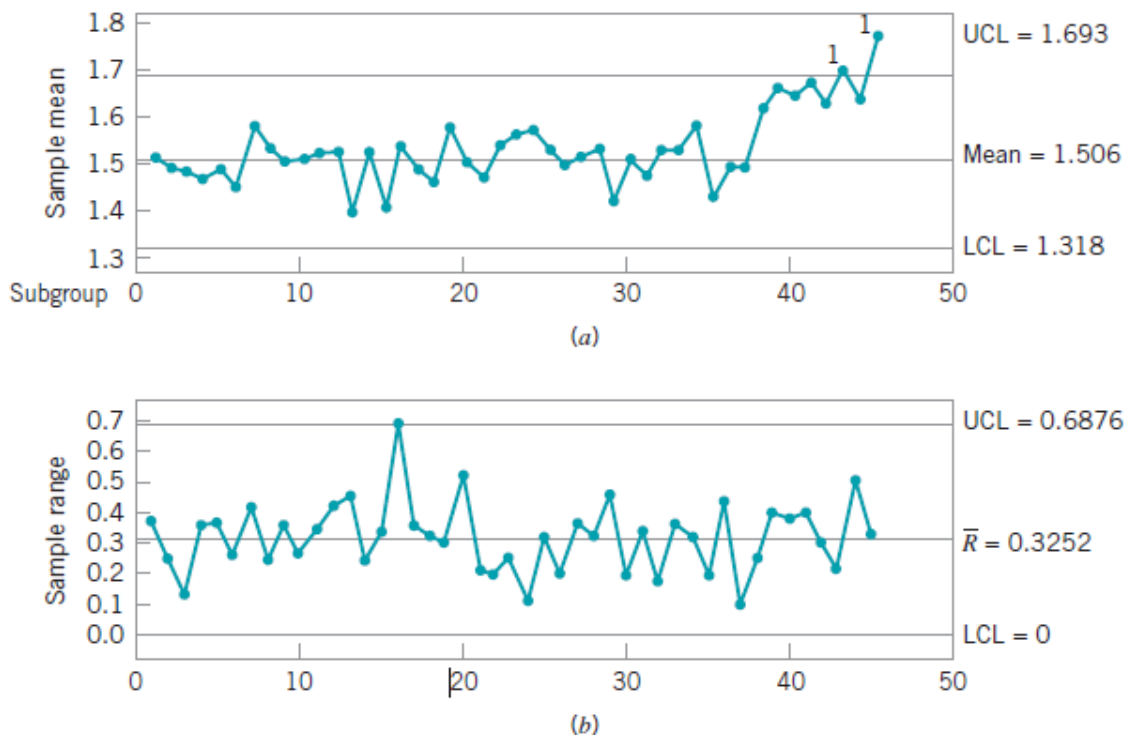
As cartas de controle atuam como uma das ferramentas para suporte ao controle estatístico do processo. Permitem o monitoramento e suporte a redução da variabilidade do processo (MONTGOMERY, 2009; JONES-FARMER et al., 2014). Ao desenvolver as cartas de controle é possível verificar se o processo apresenta grande variação identificando possíveis causas especiais de variação. Cartas de controle com presença de causas especiais de variação tornam o processo fora de controle.

O conceito básico das cartas de controle consiste no cálculo de uma linha central ( $CL$ ) e de limites de controle superior e inferior ( $UCL$  e  $LCL$ , respectivamente). Após o cálculo desses elementos são gerados os gráficos com a plotagem dos pontos correspondentes às variáveis mensuradas (MONTGOMERY, 2009). Um modelo genérico das cartas de controle pode ser observado na equação 2.7. A Figura 5 apresenta um exemplo gráfico de carta de controle.

$$\begin{aligned} UCL &= \mu_w + k\sigma_w \\ CL &= \mu_w \\ LCL &= \mu_w - k\sigma_w \end{aligned} \quad (2.7)$$

onde  $w$  é a estatística de interesse para a característica da qualidade,  $k$  é a distância dos limites de controle para a linha central,  $\mu_w$  é a média de  $w$  e  $\sigma_w$  é o desvio-padrão de  $w$ .

Figura 5 – Exemplo gráfico de carta de controle



Fonte: Montgomery (2009)



De modo geral, são acompanhados fatores de média e variabilidade por meio de cartas específicas. Assim, são desenvolvidas uma carta para média e para variabilidade. A escolha do tipo de carta tem relação com as características do processo e coleta de dados (MONTGOMERY, 2009).

É importante observar que como elemento final do processo são presentes diversas características da qualidade. Grande parte dessas características são relevantes e tem relacionamento entre si. Desse modo, é notória a possibilidade de aplicação de estudos multivariados para unificação e simplificação da análise das respostas (JOHNSON; WICHERN, 2002). Para análise multivariada encontra-se a análise de componentes principais (PCA) como predominante em estudos relacionados a controle estatístico do processo (BERSIMIS; PSARAKIS; PANARETOS, 2007). Esta dissertação busca aplicação de cartas de controle de maneira univariada e multivariada permitindo análises e comparativos entre os resultados obtidos.

### **2.3.1 Caso univariado para cartas de controle**

Para a aplicação e seleção das cartas de controle de modo univariado são observadas as características do processo. Considerando dados do tipo contínuo podem ser observados dois tipo de coleta dos dados: individuais ou subgrupos.

Para a coleta em subgrupos é importante observar o tamanho do subgrupo e assim selecionar a carta a ser aplicada. Caso a coleta tenha subgrupo igual ou menor que 8 utiliza-se a x-barra-R. O primeiro gráfico refere-se a média e o segundo às amplitudes do subgrupo amostral. Já para subgrupo maior que 8 utiliza-se a carta x-barra S. Nesse segundo caso, são calculados os valores de média para um primeiro gráfico e para o segundo utiliza-se o desvio padrão do subgrupo (MONTGOMERY, 2009; MONTGOMERY; GEORGE C. RUNGER, 2011).

Para dados de coleta individual utiliza-se a carta I-MR. Essa carta apresenta o gráfico de média das observações individuais. E para o gráfico de variabilidade é realizado o cálculo da amplitude móvel das observações (MONTGOMERY, 2009; MONTGOMERY; GEORGE C. RUNGER, 2011).

Todas as cartas de controle apresentadas são aplicadas com base na equação genérica 2.7, porém com as devidas adaptações para cada tipo de coleta e formato de cálculo de média e característica de variabilidade. O Quadro 1 contém um resumo para auxiliar na seleção das cartas de controle para dados contínuos e suas respectivas fórmulas.

Quadro 1 – Resumo de cartas de controle para dados contínuos

Tamanho do subgrupo amostral	Carta de Controle indicada	Cálculo do gráfico de média	Cálculo do gráfico de dispersão
Igual a 1	I-MR	$UCL = \bar{x} + 3 \frac{\overline{MR}}{d_2}$ $CL = \bar{x} \quad (2.8)$ $LCL = \bar{x} - 3 \frac{\overline{MR}}{d_2}$	$UCL = \overline{MR} + 3 \overline{MR} \frac{d_3}{d_2}$ $CL = \overline{MR} \quad (2.9)$ $LCL = \overline{MR} - 3 \overline{MR} \frac{d_3}{d_2}$
Menor ou igual a 8	x-barra R	$UCL = \bar{x} + A_2 \bar{R}$ $CL = \bar{x} \quad (2.10)$ $LCL = \bar{x} - A_2 \bar{R}$	$UCL = D_4 \bar{R}$ $CL = \bar{R} \quad (2.11)$ $LCL = D_3 \bar{R}$
Maior que 8	x-barra S	$UCL = \bar{x} + A_3 \bar{s}$ $CL = \bar{x} \quad (2.12)$ $LCL = \bar{x} - A_3 \bar{s}$	$UCL = B_4 \bar{s}$ $CL = \bar{s} \quad (2.13)$ $LCL = B_3 \bar{s}$

Fonte: Montgomery (2009)

onde:  $\bar{x}$  representa a média aritmética amostral;  $\overline{MR}$  é a média aritmética das amplitudes móveis das amostras;  $\bar{R}$  é a média aritmética da amplitude das amostras;  $\bar{s}$  é a média dos desvios padrão das amostras.

Os valores referentes a constantes para estimação do desvio padrão ( $d_2$ ,  $d_3$ ,  $A_2$ ,  $D_4$ ,  $D_3$ ,  $A_3$ ,  $B_4$ ,  $B_3$ ) estão listados no Anexo A, pois mudam de acordo com o tamanho do subgrupo amostral. Com as informações de suporte e equações do Quadro 1 é possível definir quais equações são mais indicadas para uso em cada tipo de processo.

### 2.3.2 Caso multivariado para cartas de controle

Cartas de controle multivariadas tem sido aplicadas muito associadas à análise de componentes principais (BERSIMIS; PSARAKIS; PANARETOS, 2007). Jackson (1991) apresenta modelos de cartas de controle multivariadas que apresentam como base a análise de componentes principais.

Para a dissertação em questão são aplicados conceitos de análise de componentes principais. Após o cálculo dos componentes principais seus valores são ponderados de acordo com o método de componentes principais ponderados (WPC) (PERUCHI et al., 2014, 2018). Inicialmente, para o cálculo de WPC é importante que as variáveis a serem transformadas

tenham correlação significativa. Para calcular a correlação utiliza-se o coeficiente de correlação de Pearson como segue na equação 2.14:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{1i} - \bar{y}_1)(y_{2i} - \bar{y}_2)}{(n-1)s_{y_1}s_{y_2}} \quad (2.14)$$

onde  $\bar{y}_1$  e  $\bar{y}_2$  são as médias para cada variável,  $s_{y_1}$  e  $s_{y_2}$  são os desvios padrão de cada variável; e  $n$  é o tamanho da amostra.

Para o cálculo de WPC são utilizados os cálculos dos componentes principais e suas proporções representativas (equações 2.5 e 2.6). Assim, indica-se que WPC pode ser obtido pela explicação individual de cada componente principal (PERUCHI, 2011) conforme equação 2.15:

$$WPC = \sum_{i=1}^q \left[ \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} (PC_i) \right] \quad (2.15)$$

Com a unificação das variáveis no fator único WPC é possível realizar o desenvolvimento de cartas de controle de forma univariada segundo os conceitos apresentados no tópico anterior. Para o caso do torneamento duro em específico pode ser utilizada uma equação equivalente ao cálculo da carta I-MR como segue nas equações 2.16 e 2.17:

$$\begin{aligned} UCL_{WPC} &= \overline{WPC} + 3 \frac{\overline{MR}_{WPC}}{d_2} \\ CL_{WPC} &= \overline{WPC} \end{aligned} \quad (2.16)$$

$$\begin{aligned} LCL_{WPC} &= \overline{WPC} - 3 \frac{\overline{MR}_{WPC}}{d_2} \\ UCL_{WPC} &= \overline{MR}_{WPC} + 3 \overline{MR}_{WPC} \frac{d_3}{d_2} \\ CL_{WPC} &= \overline{MR}_{WPC} \\ LCL_{WPC} &= \overline{MR}_{WPC} - 3 \overline{MR}_{WPC} \frac{d_3}{d_2} \end{aligned} \quad (2.17)$$

onde:  $\overline{WPC}$  é a média aritmética para os valores de WPC;  $\overline{MR}_{WPC}$  é a média aritmética das amplitudes móveis de WPC.

## 2.4 Índices de desempenho

Os índices de capacidade do processo (ICP's) estão relacionados a uniformidade do processo. Eles ajudam a mensurar o quão o processo está em conformidade com as especificações. Montgomery (2009) apresenta os diversos índices de capacidade  $C_p$ ,  $C_{p_k}$ ,  $C_{pm}$  e  $C_{pm_k}$ . Entretanto, estes índices são utilizados para análises univariadas. E são observados comportamentos multivariados frequentes em uma grande maioria dos processos, tornando relevante uma análise multivariada (SCAGLIARINI, 2011).

Nesta dissertação serão apresentados resultados de desempenho univariada e multivariada. Permitindo assim comparativo de mais de um resultado e análises dos cenários elaborados.

### 2.4.1 Caso univariado para índices de desempenho

Os índices de desempenho auxiliam na mensuração de conformidade do processo com as especificações necessárias (AIAG, 2005; MONTGOMERY, 2009). De acordo com o tipo do processo e especificações os índices de capacidade podem ser calculados (AIAG, 2005; WANG, 2005; MONTGOMERY, 2009; PERUCHI et al., 2018). Suas principais formulações estão apresentadas a seguir com as equações 2.18 a 2.21.

$$C_p = \frac{USL - LSL}{6\sigma} \quad (2.18)$$

$$C_{p_k} = \min\left(\frac{USL - \mu}{3\sigma}, \frac{\mu - LSL}{3\sigma}\right) \quad (2.19)$$

$$C_{pm} = \frac{USL - LSL}{6\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}} \quad (2.20)$$

$$C_{pm_k} = \frac{d - |\mu - M|}{3\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}} \quad (2.21)$$

onde USL e LSL são os limites superior e inferior de especificação, T é o valor alvo,  $\mu$  é a média do processo,  $\sigma$  é o desvio-padrão do processo,  $M = (USL + LSL)/2$  é o ponto médio do intervalo de especificação e  $d = (USL - LSL)/2$  é a metade da largura do intervalo de especificação.

Além dos índices de capacidade apresentam-se como índices de desempenho os índices de performance, nível sigma e defeitos por milhão. A aplicação dos índices de performance é recomendada pelo *Automotive Industry Action Group* (AIAG) (2005) quando o processo não está sob controle. Os cálculos de índice de performance, defeitos por milhão (DPM) e nível sigma estão apresentados a seguir nas equações 2.22 a 2.25:

$$Pp = \frac{USL - LSL}{6s} \quad (2.22)$$

$$Pp_k = \min\left(\frac{USL - \bar{x}}{3s}, \frac{\bar{x} - LSL}{3s}\right) \quad (2.23)$$

onde:  $\bar{x}$  é a média aritmética das amostras;  $s$  é o desvio padrão das amostras.

$$\begin{aligned} Z_p &= 3 * Pp_k \\ Z_c &= 3 * Cp_k \end{aligned} \quad (2.24)$$

Dado que o processo tem distribuição normal é possível utilizar os limites de especificação, média e desvio padrão do processo para transformação em distribuição normal padrão. A partir da transformação encontram-se valores para as probabilidades das áreas (Anexo B) de itens conformes e não conformes podendo realizar a estimativa de defeitos por milhão (MONTGOMERY, 2009; MONTGOMERY; GEORGE C. RUNGER, 2011). Os cálculos podem ser realizados por meio das equações a seguir.

$$\begin{aligned} DPM &= P(Z < LSL) = \left[ P\left(\frac{LSL - \mu}{\sigma}\right) \right] 10^6 \\ DPM &= P(Z > USL) = \left[ 1 - P\left(\frac{USL - \mu}{\sigma}\right) \right] 10^6 \\ DPM &= (Z < LSL) + P(Z > USL) = \left[ P\left(\frac{LSL - \mu}{\sigma}\right) \right] 10^6 + \left[ 1 - P\left(\frac{USL - \mu}{\sigma}\right) \right] 10^6 \end{aligned} \quad (2.25)$$

onde: DPM é o valor de defeitos por milhão;  $Z$  é o valor transformado para a obtenção da probabilidade na distribuição normal padrão;  $\mu$  é a média das amostras;  $\sigma$  é o desvio padrão das amostras.

A partir desses indicadores torna-se viável a comparação entre diferentes cenários dos processos estudados.

### 2.4.2 Caso Multivariado

Os processos com características multivariadas também apresentam necessidade de mensuração do desempenho. Alguns métodos foram desenvolvidos ao longo do tempo para o cálculo de índices de capacidade de processos multivariados (ICPM). Algumas abordagens foram tomadas por meio de cálculos baseados em análise de componentes principais.

Dentre as abordagens existentes se destacam as abordagens de Wang e sua revisão de estudos (2005, 2006) além do estudo ponderado de Peruchi et. al. (2018). Nesses estudos são

apresentados conceitos e métodos de cálculos de índices de capacidade multivariados que orientam a aplicação em diversos processos.

Para o cálculo do índice de capacidade multivariado é importante contextualizar o cenário. Visto isso considera-se  $Y' = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$  a representação do vetor de  $q$  características da qualidade com um vetor média  $\mu$  e matriz  $\Sigma$  de variância-covariância definida positiva. Os vetores de alvo, especificação inferior e superior são respectivamente  $T' = (T_1, T_2, \dots, T_q)$ ,  $LSL' = (LSL_1, LSL_2, \dots, LSL_q)$  e  $USL' = (USL_1, USL_2, \dots, USL_q)$  (DHARMASENA; ZEEPHONGSEKUL, 2016; PERUCHI et al., 2018). Os valores dos limites de especificação para  $PC_i$  e  $WPC$  são dados pela equação 2.26 e 2.27:

$$\begin{aligned} LSL_{PCi} &= e_i' LSL \\ USL_{PCi} &= e_i' USL \\ T_{PCi} &= e_i' T \end{aligned} \quad (2.26)$$

onde:  $e$  são os autovetores das componentes principais.  $USL$  e  $LSL$  são limites superior e inferior de especificação e  $T$  é o valor alvo.

$$\begin{aligned} LSL_{WPC} &= W' LSL_{PC} \\ USL_{WPC} &= W' USL_{PC} \\ T_{WPC} &= W' T_{PC} \end{aligned} \quad (2.27)$$

onde:  $W$  representa os pesos dos componentes principais.

A equação para a estimação do índice de capacidade multivariado baseado nos componentes principais ponderados está apresentada a seguir na equação 2.28 (PERUCHI et al., 2018):

$$M_{wpc} Cp(u, v) = \frac{d - u |\mu - T|}{3\sqrt{\sigma + v(\mu - T)^2}} \quad (2.28)$$

onde,  $(u, v)$  são dois parâmetros não negativos,  $d = (USL_{wpc} - LSL_{wpc})/2$  e  $T = (USL_{wpc} + LSL_{wpc})/2$  e  $\lambda_i$  são os autovalores de cada  $PC_i$  para  $i = 1, 2, \dots, v$ .

## 2.5 Planejamento e análise de experimentos

O planejamento e análise de experimentos atua como recurso para suporte às atividades de melhoria da qualidade. Nas mais diversas aplicações são encontrados benefícios devido a análise bem estruturada por meio dos variados arranjos e modelos de regressão gerados (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012; MONTGOMERY, 2013).

Montgomery (2009, 2013) apresenta o método de mínimos quadrados ordinários (OLS) como base para desenvolvimento dos modelos de regressão e análises. O modelo de regressão pode ser calculado por meio das equações 2.29 e 2.30:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2.29)$$

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}(X'Y) \quad (2.30)$$

onde:  $Y$  é a matriz dos dados observados;  $X$  é a matriz de variáveis independentes;  $\beta$  é a matriz dos coeficientes de regressão e  $\varepsilon$  é a matriz dos erros.

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}; X = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nk} \end{pmatrix}; \beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix}; \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_k \end{pmatrix}$$

O modelo de regressão pode ser avaliado por meio da análise de variância (ANOVA), de acordo com a fonte de variação, graus de liberdade, soma de quadrados e  $F_0$  como apresentado na Tabela 1 (MONTGOMERY, 2009):

Tabela 1 - Modelo ANOVA

Source of variation	Sum of squares (SS)	Degrees of freedom (DF)	Mean Square (MS)	$F_0$
Factor	$n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y})^2$	$a - 1$	$MS_F = \frac{SS_F}{a - 1}$	$\frac{MS_F}{MS_E}$
Error	$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_j)^2$	$a(n - 1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{a(n - 1)}$	
Total	$SS_F + SS_E$	$an - 1$		

onde:  $a$  = número de termos no modelo;  $n$  = número de observações;  $\bar{y}_i$  = média das observações no fator de nível  $i$ ;  $\bar{y}$  = média de todas observações;  $y_{ij}$  = valor da observação  $j$  no fator de nível  $i$ .

Após a elaboração do modelo é indicada a realização de testes para adequação. Os testes são análise de resíduos, coeficiente de determinação ( $R\text{-sq}(\text{adj})$ ) e teste de falta de ajuste (Lack-of-fit).

A análise de resíduos é dada por um teste de normalidade dos resíduos encontrados. Para isso são calculados os resíduos do modelo de regressão por meio da diferença entre o valor observado e o valor obtido pelo modelo regressão como segue na equação 2.31.

$$e = Y - \hat{Y} \quad (2.31)$$

Para um teste de normalidade residual apropriado espera-se um resultado com aceitação da hipótese nula. Além o resultado para o p-valor o teste de Anderson Darling é executado. Esse teste tem como objetivo verificar a qualidade do ajuste dos dados à determinada distribuição. Para o caso da distribuição normal o teste segue a equação 2.32:

$$A^2 = -N - (1/N) \sum (2i-1) \left( \ln F(Y_i) + \ln (1 - F(Y_{N+1-i})) \right) \quad (2.32)$$

onde  $N$  é o tamanho da amostra;  $F$  é a distribuição acumulada em função da distribuição normal;  $Y_i$  são as observações de forma ordenada.

O coeficiente de determinação indica a quantidade de variabilidade dos dados que pode ser explicada pelo modelo. Quanto maior  $R^2_{adj}$  melhor apresenta-se o modelo, preferencialmente com valores acima de 70%. O cálculo do coeficiente de determinação segue a equação 2.33.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{MS_{Error}}{MS_{Total}} = 1 - \left( \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \right) \left( \frac{n-1}{n-p-1} \right) \quad (2.33)$$

O teste de falta de ajuste verifica o alinhamento do modelo com as médias amostrais dos níveis observados. A soma de quadrados dos resíduos do modelo ( $SS_\varepsilon$ ) é composta pela soma de quadrados do erro de falta de ajuste ( $SS_{lof}$ ) e soma de quadrados do erro puro ( $SS_{PE}$ ) como segue na equação 2.34 (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012; MONTGOMERY, 2013).

$$SS_\varepsilon = SS_{PE} + SS_{lof} \quad (2.34)$$

Supondo que o erro do modelo tenha composição por meio do erro puro é provável que a falta de ajuste não tenha valor significativo. O teste estatístico para a falta de ajuste é dado pela equação 2.35:

$$F_0 = \frac{SS_{lof} / (m-p)}{SS_{PE} / (n-m)} = \frac{MS_{lof}}{MS_{PE}} \quad (2.35)$$

Observa-se a estatística  $F$  e o  $p$ -valor para a falta de ajuste. Ao aceitar a hipótese nula o modelo é adequado. Caso o modelo não apresente-se como adequado é importante observar a necessidade de geração de um novo modelo mais adequado.

Nesta dissertação o planejamento experimental foi aplicado para realização dos experimentos e posteriormente análises univariada e multivariada. Permitindo assim observação do comportamento do processo por meio de modelos para ambas situações.

### 2.5.1 Caso univariado para planejamento de experimentos

Para o caso univariado são realizados os procedimentos de planejamento e análise de experimentos com as variáveis originais de forma individual. A existência de mais de uma resposta como característica de qualidade faz com que sejam realizadas análises individuais. Assim, os modelos de regressão gerados para representação do processo são específicos para cada variável. O modelo geral para cada variável está representado pela equação 2.36:



$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \sum_{i < j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2.36)$$

Para tais modelos individuais são realizados os testes de adequação e análises individuais. As conclusões e recomendações sobre o modelo e o processo devem ser referentes a cada um dos elementos avaliados.

### 2.5.2 Caso multivariado para planejamento de experimentos

Para o caso multivariado são observadas as características da qualidade como variáveis que tem correlação e que podem ser simplificadas para análise. Por meio da análise de componentes principais elas podem ser ponderadas de acordo com suas respectivas proporções (JOHNSON; WICHERN, 2002; PERUCHI et al., 2013, 2018). Após a realização da ponderação dos componentes principais é possível realizar os procedimentos do método OLS e previsão do modelo de regressão.

Considerando que WPC foi calculado de acordo com a equação 2.15 é possível representar seu modelo genérico por meio da equação:

$$WPC = \sum_{i=1}^q \left[ \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} (PC_i) \right] = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \sum_{i < j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2.37)$$

### 3. Método híbrido SPC-DOE

A metodologia voltada para pesquisa foi elaborada de forma genérica para que seja realizada em processos produtivos variados. Foram desenvolvidas etapas para facilitar o acompanhamento e o desenvolvimento do método em processos que apresentam variáveis de ruído e necessidade de melhor controle estatístico do processo.

Para investigar os efeitos de fatores de ruído e controlados nas características de qualidade, o método proposto das técnicas de SPC-DOE estão resumidas de acordo com a Figura 6.

O primeiro passo consiste na definição do problema a ser estudado e as variáveis de resposta  $Y_s$ . Os  $Y_s$  são os fatores críticos da qualidade. É importante ter conhecimento prévio do processo para que ocorra uma seleção adequada e os objetivos sejam bem atendidos.

O segundo passo consiste correlação entre as variáveis de saída. Caso os  $Y_s$  tenham correlação significativa realiza-se a análise multivariada (passo 3A), caso contrário univariada (passo 3B). O coeficiente de correlação de Pearson entre os  $Y_s$  é calculado como se segue:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{1i} - \bar{y}_1)(y_{2i} - \bar{y}_2)}{(n-1)s_{y_1}s_{y_2}} \quad (3.1)$$

onde  $\bar{y}_1$  e  $\bar{y}_2$  são as médias para cada variável,  $s_{y_1}$  e  $s_{y_2}$  são os desvios padrão de cada variável; e  $n$  é o tamanho da amostra.

O passo 3A é o cálculo dos componentes principais ponderados ( $WPC$ ). Os valores dos componentes principais são calculados por:

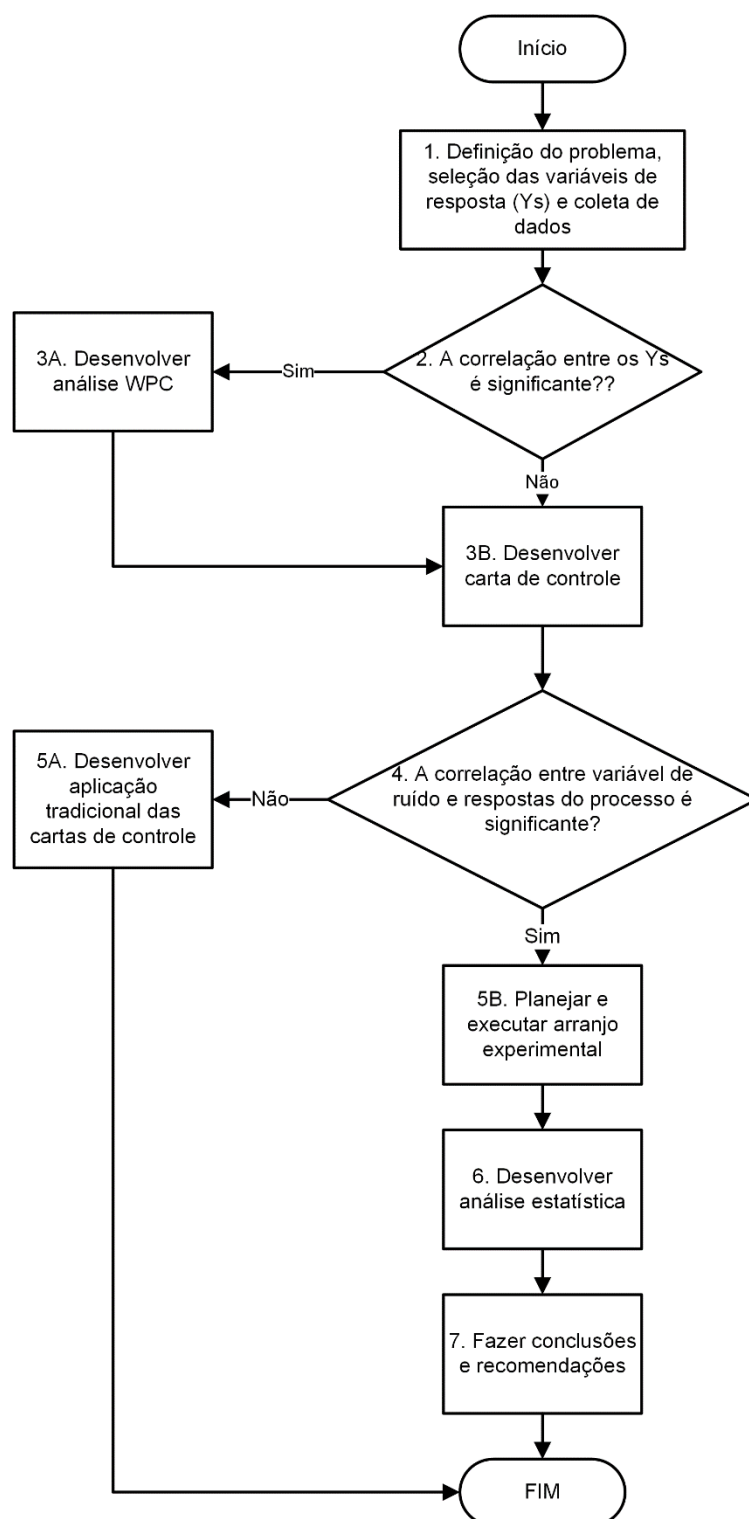
$$PC_i = e_i'Y \quad (3.2)$$

onde  $e_i'$  é matriz dos os autovetores referentes a cada  $PC_i$  e  $Y$  é a matrix das características da qualidade que pode assumir forma padronizada se a matriz de correlação é usada para os escores dos componentes principais. Após o cálculo dos componentes principais ( $PC_i$ ) é possível calcular valores para os  $WPC$  por meio da seguinte equação 3.3:

$$WPC = \sum_{i=1}^q \left[ \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} (PC_i) \right] \quad (3.3)$$

onde:  $\overline{WPC}$  é a média aritmética para os valores de  $WPC$ ;  $\overline{MR_{WPC}}$  é a média aritmética das amplitudes móveis de  $WPC$ .

Figura 6 - Fluxograma de procedimentos do método híbrido SPC-DOE



O passo 3B consiste no desenvolvimento da carta de controle. É importante conhecer as características do processo. A elaboração da carta de controle varia de acordo com vários

aspectos como: dados tipo contínuo ou atributo, processo autocorrelacionado, tamanho da amostra (MONTGOMERY, 2009). As cartas de controle são ferramentas para acompanhamento das saídas do processo e seu comportamento (JONES-FARMER et al., 2014). Com o auxílio das cartas de controle é possível observar se o processo está fora de controle, devido a presença de causas especiais de variação (MONTGOMERY, 2009). Devido ao baixo volume de produção do processo neste estudo e subgrupo de amostra individual, as cartas de controle para indivíduos (I-MR) são mais adequadas para seu monitoramento (MONTGOMERY, 2009; JONES-FARMER et al., 2014). Montgomery (2009) determina a formulação para a linha central, limites superior ( $UCL$ ) e inferior de controle ( $LCL$ ) para as cartas de controle de indivíduos (I-MR):

$$\begin{aligned} UCL_{WPC} &= \overline{WPC} + 3 \frac{\overline{MR}}{d_2} \\ CL_{WPC} &= \overline{WPC} \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} LCL_{WPC} &= \overline{WPC} - 3 \frac{\overline{MR}}{d_2} \\ UCL_{WPC} &= \overline{MR}_{WPC} + 3 \overline{MR}_{WPC} \frac{d_3}{d_2} \\ CL_{WPC} &= \overline{MR}_{WPC} \\ LCL_{WPC} &= \overline{MR}_{WPC} - 3 \overline{MR}_{WPC} \frac{d_3}{d_2} \end{aligned} \quad (3.5)$$

onde  $\bar{y}$  é a média do subgrupo;  $\overline{MR}$  é a amplitude móvel para intervalo de 2 subgrupos;  $d_2$  e  $d_3$  são fatores de correção que variam de acordo com o tamanho da amostra.

Além do cálculo dos limites de controle é importante estimar os limites de especificação para as componentes principais e WPC. Os valores dos limites de especificação para  $PC_i$  e  $WPC$  são dados por:

$$\begin{aligned} LSL_{PC_i} &= e'_i LSL \\ USL_{PC_i} &= e'_i USL \\ T_{PC_i} &= e'_i T \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$\begin{aligned} LSL_{WPC} &= W' LSL_{PC} \\ USL_{WPC} &= W' USL_{PC} \\ T_{WPC} &= W' T_{PC} \end{aligned} \quad (3.7)$$

O quarto passo ocorre com auxílio da observação da carta de controle. Sua função é identificar a presença de correlação entre a variável de ruído ( $z$ ) e as características da qualidade

( $Y_s$ ). A carta de controle pode identificar o efeito com testes de tendência. Além de realizar o cálculo de correlação de Pearson por meio da equação 3.1 com as devidas substituições de variáveis. Caso não exista correlação entre ruído e características de qualidade é indicada a realização do passo 5A para aplicação tradicional das cartas de controle.

O passo 5B ocorre quando ruído e características de qualidade estão correlacionados. Ele consiste em desenvolver um arranjo experimental para o entendimento dos efeitos das variáveis de controle, ruído e suas interações nas características da qualidade. Nesse passo são realizados planejamentos experimentais com  $k$  fatores controlados e seus níveis devem ser determinados. De modo geral, recomenda-se arranjos fatoriais do tipo  $2^k$  com pelo menos 2 fatores. Após elaborar o arranjo são coletados os dados referentes às características de qualidade e variável de ruído para cada combinação de fatores controlados.

No passo 6 realiza-se a análise estatística para investigar o efeito das variáveis de controle ( $x$ ) e ruído ( $z$ ) nas características da qualidade ( $Y_s$ ) ou ponderadas ( $WPC$ ). O modelo de regressão pode ser calculado por meio das equações:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (3.8)$$

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}(X'Y) \quad (3.9)$$

onde:  $Y$  é a matriz dos dados observados;  $X$  é a matriz de variáveis independentes;  $\beta$  é a matriz dos coeficientes de regressão e  $\varepsilon$  é a matriz dos erros.

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}; X = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nk} \end{pmatrix}; \beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix}; \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_k \end{pmatrix}$$

O modelo de regressão pode ser avaliado por meio da análise de variância (ANOVA), de acordo com a fonte de variação, graus de liberdade, soma de quadrados e  $F_0$  como apresentado na Tabela 2 (MONTGOMERY, 2009):

Tabela 2 – Cálculo do Modelo ANOVA

Source of variation	Sum of squares (SS)	Degrees of freedom (DF)	Mean Square (MS)	$F_0$
Factor	$n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y})^2$	$a - 1$	$MS_F = \frac{SS_F}{a - 1}$	$\frac{MS_F}{MS_E}$
Error	$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_j)^2$	$a(n - 1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{a(n - 1)}$	
Total	$SS_F + SS_E$	$an - 1$		

Onde:  $a$  = número de termos no modelo;  $n$  = número de observações;  $\bar{y}_i$  = média das observações no fator de nível  $i$ ;  $\bar{y}$  = média de todas observações;  $y_{ij}$  = valor da observação  $j$  no fator de nível  $i$ .

De acordo com a distribuição de probabilidade  $F$  é possível determinar o p-valor para aceitar ou rejeitar a hipótese nula. Considerando o nível de significância de 0.05, a hipótese nula é rejeitada caso p-valor seja menor que 0.05. São realizados testes de adequação por meio de análise da normalidade de resíduos, valor do coeficiente de determinação e testes de falta de ajuste. Maiores detalhamentos sobre testes de adequação podem ser obtidos na sessão 2.5 ou em Montgomery (2013).

Caso o modelo se mostre adequado são realizadas análises de estabilidade e performance do processo. Para as combinações geradas de acordo com o arranjo experimental são geradas cartas de controle conforme as equações (3.4 e 3.5) de acordo com as devidas adaptações. Além disso, são realizados cálculos para a medição da performance do processo ( $P_p$  e  $P_{p_k}$ ) como se segue:

$$P_p = \frac{USL - LSL}{6s} \quad (3.10)$$

$$P_{p_k} = \min \left( \frac{USL - \bar{y}}{3s}, \frac{\bar{y} - LSL}{3s} \right) \quad (3.11)$$

onde, USL e LSL são limites superior e inferior de especificação,  $\bar{y}$  é a média, e  $s$  é o desvio padrão do processo. De acordo com Kaya e Kahraman (KAYA; KAHRAMAN, 2010) e Peruchi et. al. (PERUCHI et al., 2018), a performance do processo pode ser classificada como pobre ( $P_p < 0.67$ ), inadequado ( $0.67 \leq P_p < 1.00$ ), capaz ( $1.00 \leq P_p < 1.33$ ), satisfatório ( $1.33 \leq P_p < 1.67$ ), excelente ( $1.67 \leq P_p < 2.00$ ) ou super excelente ( $P_p \geq 2.00$ ).

Além do índice de performance é possível realizar estimativas de nível sigma para o processo e índice de defeitos por milhão (DPM). Para o cálculo de estimativas do nível sigma para o processo pode ser utilizada a equação baseada no índice  $P_{p_k}$  como segue (AIAG, 2005):

$$Z_p = 3 * P_{p_k} \quad (3.12)$$

Para a estimativa do índice de defeitos por milhão baseado nos dados da performance do processo pode ser utilizadas as equações a seguir (MONTGOMERY, 2009; MONTGOMERY; GEORGE C. RUNGER, 2011):

$$\begin{aligned} DPM &= P(Z < LSL) = \left[ P \left( \frac{LSL - \bar{x}}{s} \right) \right] 10^6 \\ DPM &= P(Z > USL) = \left[ 1 - P \left( \frac{USL - \bar{x}}{s} \right) \right] 10^6 \\ DPM &= (Z < LSL) + P(Z > USL) = \left[ P \left( \frac{LSL - \bar{x}}{s} \right) \right] 10^6 + \left[ 1 - P \left( \frac{USL - \bar{x}}{s} \right) \right] 10^6 \end{aligned} \quad (3.13)$$

A sétima e última etapa consiste em desenvolver conclusões e recomendações sobre as configurações do processo. As análises estatísticas e principalmente o índice de performance oferecem suporte para realizar as conclusões.

#### 4. Procedimento experimental

Esta sessão apresenta os passos do método, resultados e análises. Para a mesma coleta de dados foram desenvolvidas análises univariada e multivariada por meio de análise de componentes principais. Dessa forma obtém-se resultados que permitem o comparativo e situações de melhor aplicação do método.

O método proposto foi aplicado no torneamento duro do aço ABNT 52100 usando insertos de metal duro nitreto cúbico de boro (CBN) intercambiáveis em metal duro com código ISO CNGA120408GA BC8020 e raio de ponta de 0.8mm. Foi usado um porta ferramentas código ISO DCLNR 2020K12 Mitsubishi. Utilizou-se a seguinte geometria: ângulo de saída  $\gamma = -8^\circ$ ; ângulo de inclinação  $\lambda = 0^\circ$  e ângulo de posição  $\chi_r = 90^\circ$ . O processo está representado na Figura 7.

Figura 7 - Torneamento duro do aço ABNT 52100



O passo inicial para definição do problema, seleção das variáveis de resposta e coleta de dados foi aplicado para os procedimentos univariado e multivariado. Nesse momento não se especifica qual análise deve ser realizada. Apenas são levantadas as informações para início da aplicação do método.

O problema foi trabalhado a partir da necessidade de avaliar a estabilidade e performance das respostas do processo ( $Ra$  e  $Rt$ ) em relação às variáveis de controle e ruído, bem como suas interações.

As rugosidades média e de profundidade total ( $Ra$  e  $Rt$ ) foram selecionados como parâmetros de qualidade. Visto que são fatores relacionados ao acabamento da peça e



considerados como críticos para a qualidade. Junto a eles foram selecionadas velocidade de corte ( $S$ ), vazão de fluido refrigerante ( $L$ ) e desgaste da ferramenta ( $W$ ) que são as variáveis de entrada.

A coleta de dados foi realizada com velocidade de corte ( $S = 120\text{m/min}$ ), fluxo de fluido refrigerante ( $L = 0\text{ l/min}$ ). Foram usinadas 29 peças até o alcance do desgaste máximo da ferramenta de 0.3 mm. Foram mensuradas as rugosidades e desgaste da ferramenta a cada passe. Os resultados referentes à essa coleta de dados estão apresentados como *setup* 1 no Apêndice A.

Os passos seguintes foram detalhados de acordo com cada aplicação do procedimento nas subseções correspondentes.

#### 4.1 Aplicação dos métodos univariados

Nesta subseção as variáveis  $Ra$  e  $Rt$  foram analisadas de forma individual seguindo a metodologia proposta. O segundo passo da metodologia não é realizado para análises univariadas. Como as respostas são analisadas de forma não relacionada não apresenta viabilidade para realização de correlação entre as variáveis ou cálculo de componentes principais ponderados ( $WPC$ ). Desse modo o procedimento segue para o passo 3B.

O passo 3B consiste na elaboração das cartas de controle referentes aos resultados obtidos com a coleta inicial dos dados. Os resultados gráficos referentes às cartas I-MR para as rugosidades estão apresentados nas Figura 8 e 9.

Nota-se que a média de rugosidade para  $Ra$  tem um comportamento tendencioso de forma a reduzir os valores a medida que são realizadas novas medições. Para a variável  $Rt$  esse comportamento já não é tão visível. Dessa forma, para observação de alguma relação entre as variações de rugosidade e desgaste da ferramenta de corte utiliza-se o cálculo de correlação. Suspeita-se de que a causa dessa correlação sejam as propriedades e comportamento do material à medida que as superfícies da peça e da ferramenta de corte são alteradas. O passo 4 consiste na realização desse cálculo de correlação a partir da equação 3.1.

Figura 8 – Carta de controle I-MR para *setup* 1 de  $Ra$

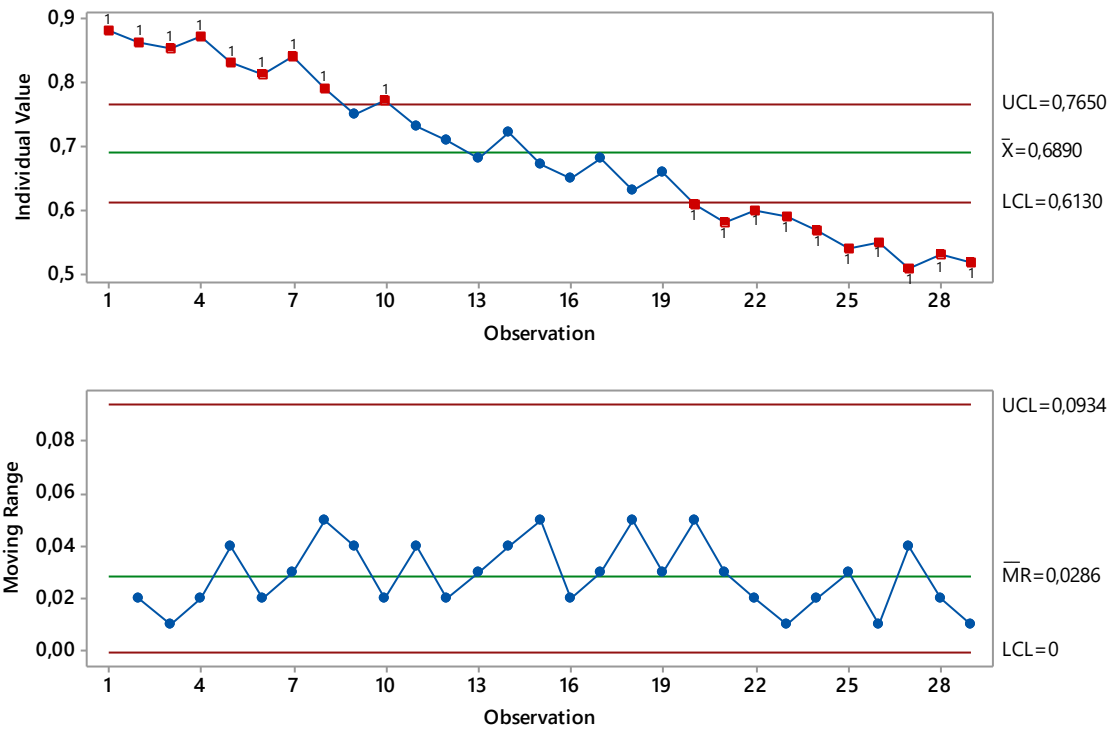
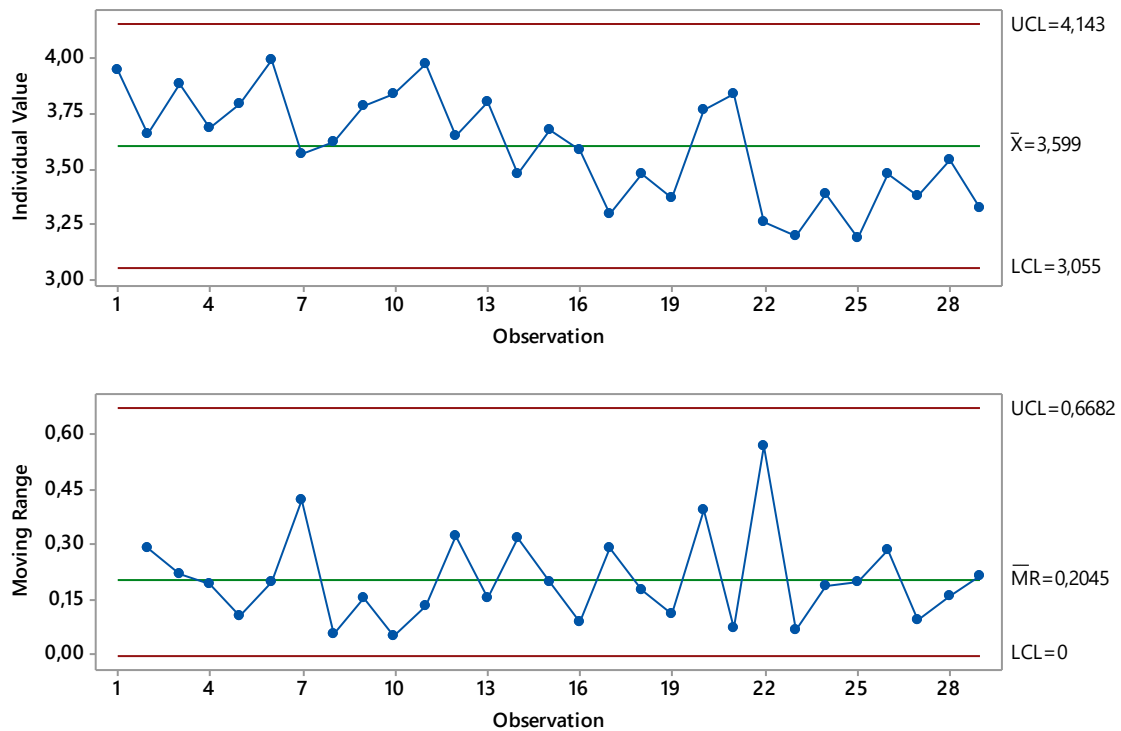


Figura 9 – Carta de controle I-MR para *setup* 1 de  $Rt$



Ao realizar o cálculo de correlação entre  $Ra$  e  $W$ ,  $Rt$  e  $W$  foram identificados os valores de -0,981 e -0,701, respectivamente. Ambos apresentaram estatisticamente significativos. Inicialmente, isso mostra que há correlação negativa e significativa entre as

rugosidades e o desgaste da ferramenta de corte. As Figura 10 e Figura 11 apresentam os resultados gráficos para o cálculo da correlação de  $Ra$  e  $Rt$ .

Figura 10 – Correlação entre  $Ra$  e  $W$

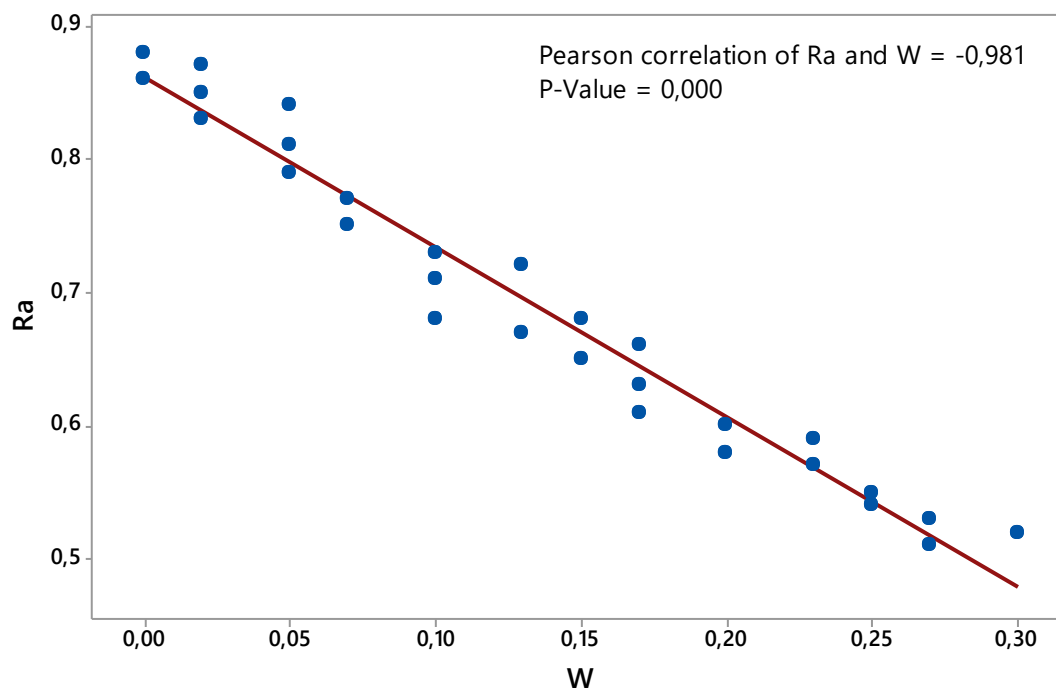
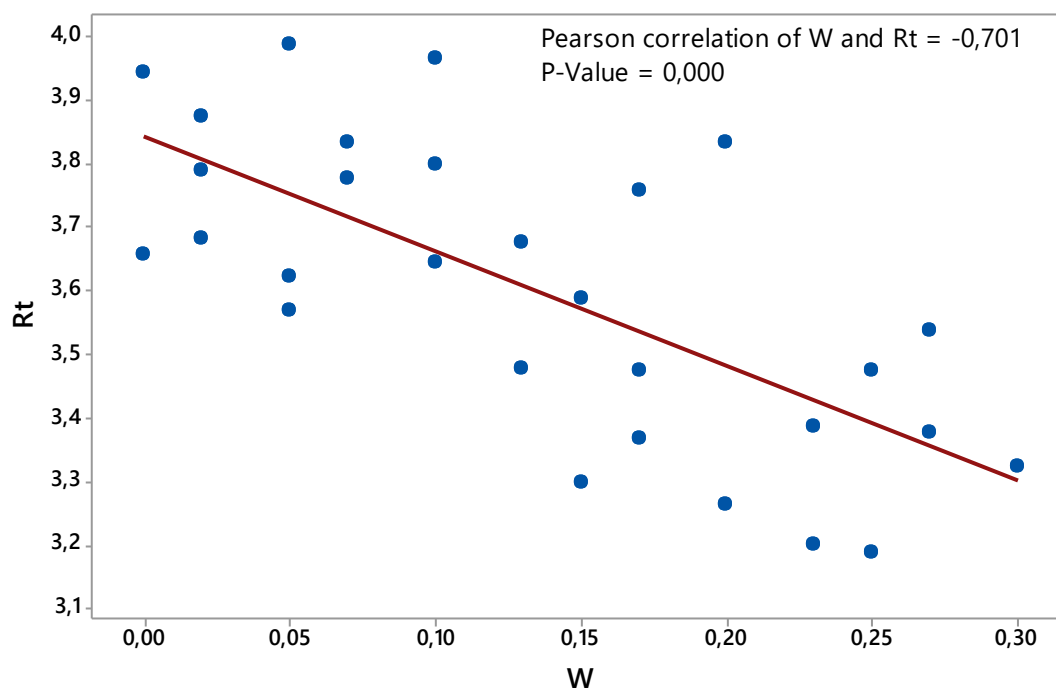


Figura 11 – Correlação entre  $Rt$  e  $W$



Dado o fato das correlações serem significativas o procedimento é dado continuidade para o passo 5B. Nesse passo são desenvolvidos arranjos experimentais para coleta de dados

com novos níveis dos fatores selecionados. Assim é possível observar o comportamento do processo com novas combinações dos fatores, elaborar um modelo de regressão baseado no método OLS e análises a partir dos resultados encontrados.

O arranjo fatorial de nível  $2^2$  foi planejado de acordo com os fatores e níveis apresentados no Quadro 2.

Quadro 2 – Fatores e níveis para o processo avaliado

Variável	Nível mínimo	Nível máximo	Tipo da variável
Velocidade de corte ( $S$ )	120 m/min (-1*)	170 m/min (+1)	Contínua
Vazão de fluido refrigerante ( $L$ )	0 l/min (0)	3 l/min (+1)	Contínua
Desgaste da ferramenta de corte ( $W$ )	0 mm (0)	0,3 mm (+1)	Contínua

\* valores codificados para cada nível de fator

Após a elaboração do arranjo experimental foram realizados os experimentos e os dados coletados estão apresentados no Apêndice A. Cada combinação de fatores foi considerada como um *setup* do processo e executada até o valor de desgaste da ferramenta de corte alcançar 0.3mm.

O passo 6 consiste a realização da análise estatística de acordo com os dados coletados. A partir da equação de regressão elaborada com suporte do método OLS, equações 3.8 e 3.9 e Tabela 2 foram elaboradas as análises. Os modelos de regressão gerados para  $Ra$  e  $Rt$  estão apresentados a seguir.

$$Ra = 0,66836 - 0,1140S - 0,14703W + 0,09729 + 0,00795S * W - 0,02070S * L + 0,03419W * L \quad (4.1)$$

$$Rt = 3,5584 - 0,1797S - 0,3746W + 0,1832L + 0,0199S * W + 0,0082S * L + 0,0317W * L + 0,1449S * W * L \quad (4.2)$$

De acordo com a ANOVA, são calculados fontes de variação, graus de liberdade ( $DF$ ), soma de quadrados ( $SS$ ), média dos quadrados ( $MS$ ) e valor F. Os dados referentes a  $Ra$  estão apresentados na Tabela 3 e  $Rt$  estão na Tabela 4.

Tabela 3 – Resultado ANOVA para  $Ra$

Source	DF	SS	MS	F-Value	P-Value
Regression	6	3,69897	0,61650	581,73	0,000
$S$	1	1,40781	1,40781	1328,42	0,000
$L$	1	0,84418	0,84418	796,57	0,000
$W$	1	1,01061	1,01061	953,61	0,000
$S*L$	1	0,00250	0,00250	2,36	0,127
$S*W$	1	0,04771	0,04771	45,02	0,000
$L*W$	1	0,04588	0,04588	43,30	0,000
Error	107	0,11339	0,00106		
Lack-of-Fit	46	0,05938	0,00129	1,46	0,084

Tabela 4 – Resultado ANOVA para  $Rt$ 

<i>Source</i>	<i>DF</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F-Value</i>	<i>P-Value</i>
<i>Regression</i>	7	16,0830	2,29757	57,84	0,000
<i>S</i>	1	3,4385	3,43854	86,56	0,000
<i>L</i>	1	5,4625	5,46252	137,51	0,000
<i>W</i>	1	3,5749	3,57495	89,99	0,000
<i>S*L</i>	1	0,0154	0,01544	0,39	0,534
<i>S*W</i>	1	0,0071	0,00708	0,18	0,674
<i>L*W</i>	1	0,0392	0,03919	0,99	0,323
<i>S*L*W</i>	1	0,8170	0,81697	20,57	0,000
Error	106	4,2108	0,03972		
Lack-of-Fit	45	1,9996	0,04444	1,23	<u>0,228</u>

Os testes de adequação mostraram-se aceitáveis para ambas situações. Para  $Ra$  foram obtidos:  $R^2_{adj} = 96,86\%$ , teste de falta de ajuste e teste de normalidade dos resíduos padronizados não apresentaram-se estatisticamente significativos. Apenas a interação  $S*L$  não apresentou-se estatisticamente significativa no modelo considerando um nível de significância de 5%. Para  $Rt$  foram obtidos:  $R^2_{adj} = 77,88\%$ , teste de falta de ajuste e teste de normalidade dos resíduos padronizados não apresentaram-se estatisticamente significativos. As interações  $S*L$ ,  $S*W$  e  $L*W$  não apresentaram-se estatisticamente significantes no modelo considerando um nível de significância de 5%, porém devido a presença da interação de 3ª ordem foram mantidas as de 2ª ordem.

Dado que os modelos são válidos é possível observar o efeito das variáveis e suas interações graficamente. Os comportamentos das variáveis em relação a  $Ra$  e  $Rt$  são semelhantes. A vazão de fluido (L) apresenta correlação positiva com as respostas. As variáveis S e W tem correlação negativa com as características da qualidade. As Figura 12 e Figura 13 representam os efeitos principais e interações de  $Ra$ . Enquanto as Figura 14 e Figura 15 representam os efeitos principais e interações de  $Rt$ .

Figura 12 - Efeitos principais de Ra

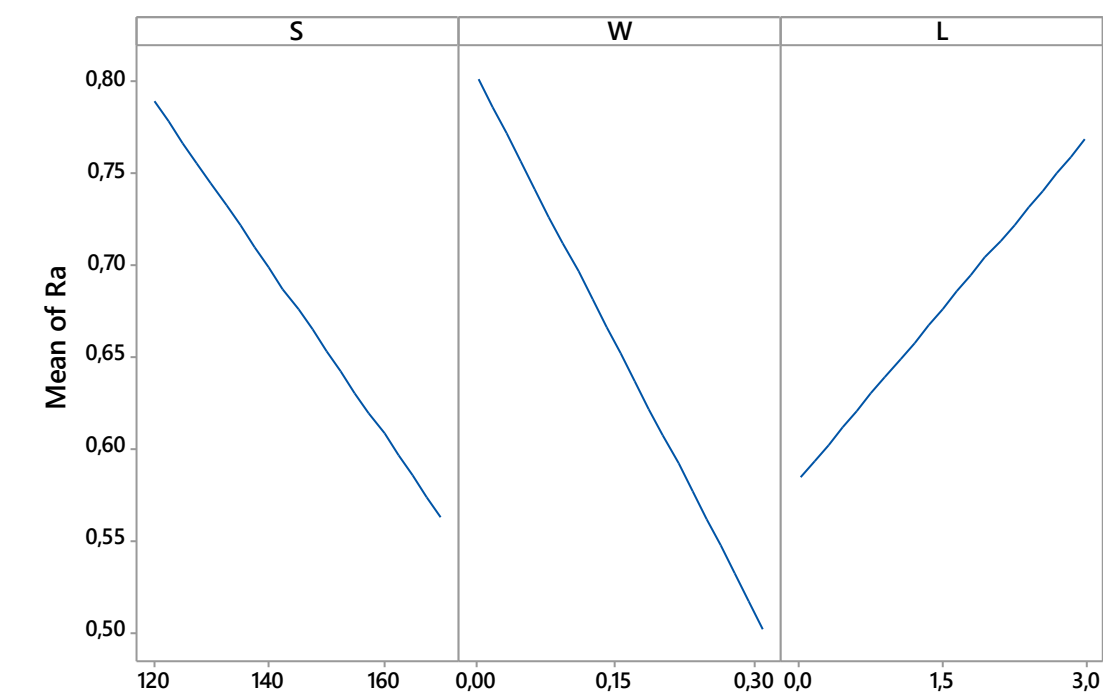


Figura 13 – Gráfico de interações para Ra

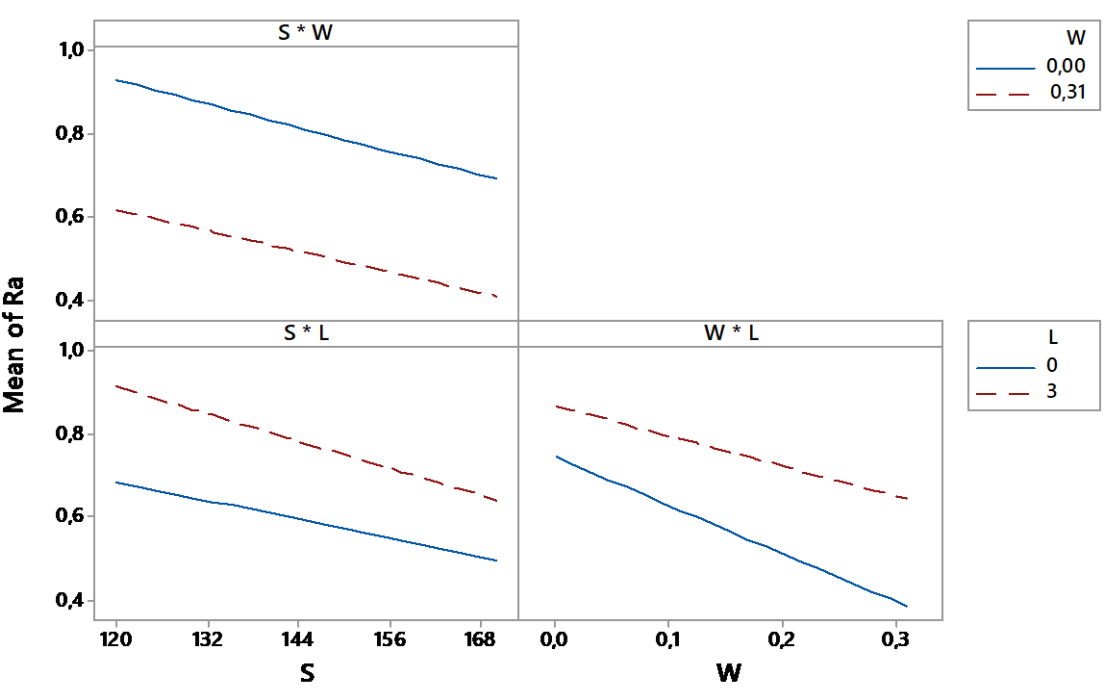
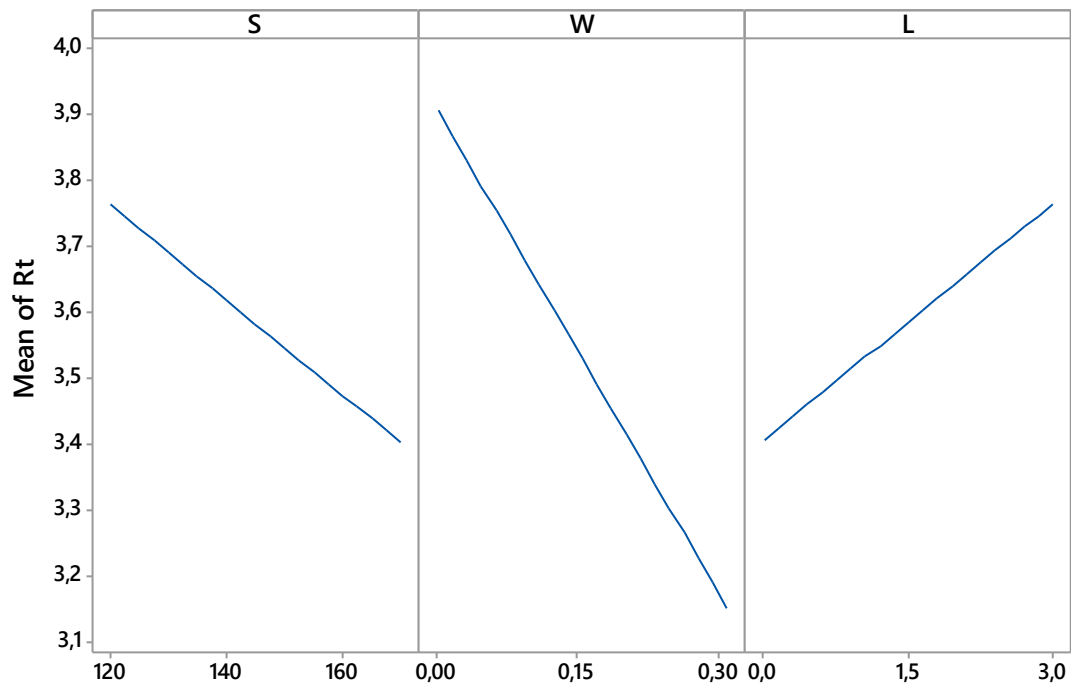
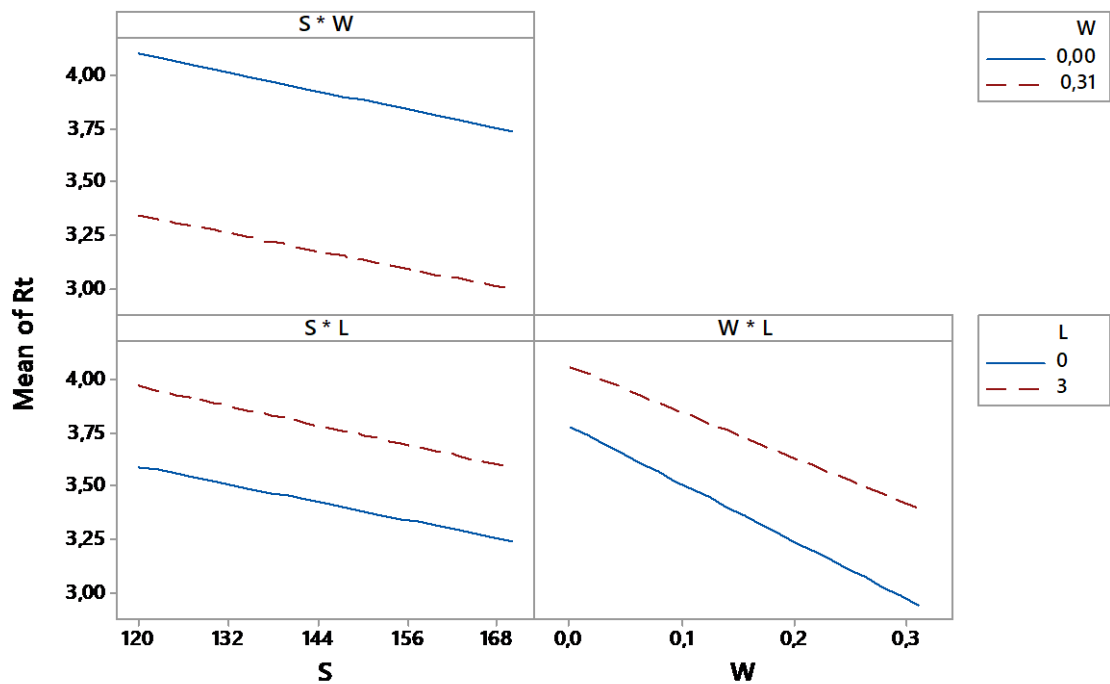


Figura 14 – Efeitos principais de  $Rt$ Figura 15 – Gráfico de interações de  $Rt$ 

Os gráficos de efeito principais para  $Ra$  e  $Rt$  tem comportamento semelhante apresentando maior efeito do desgaste da ferramenta confirmando sua intensidade nas respostas. A velocidade de corte tem o mesmo comportamento do desgaste, porém com menos

influência. A vazão de fluido refrigerante já tem comportamento diretamente proporcional às respostas. Além dos efeitos observados é possível desenvolver cartas de controle para as novas configurações do processo e observar o comportamento. Por meio das equações 3.4 e 3.5 podem ser realizados os cálculos das cartas de controle para os dados coletados. As Figura 16 e 17 representam as cartas de controle I-MR para  $Ra$  e  $Rt$ , respectivamente.

Figura 16 – Carta de controle I-MR para  $Ra$

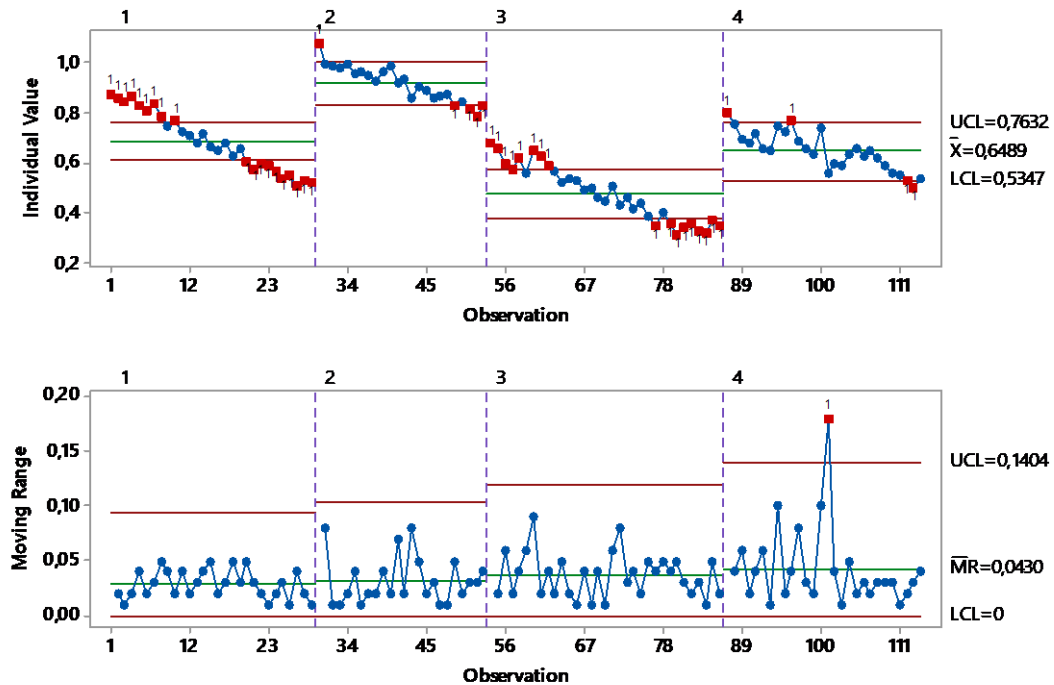
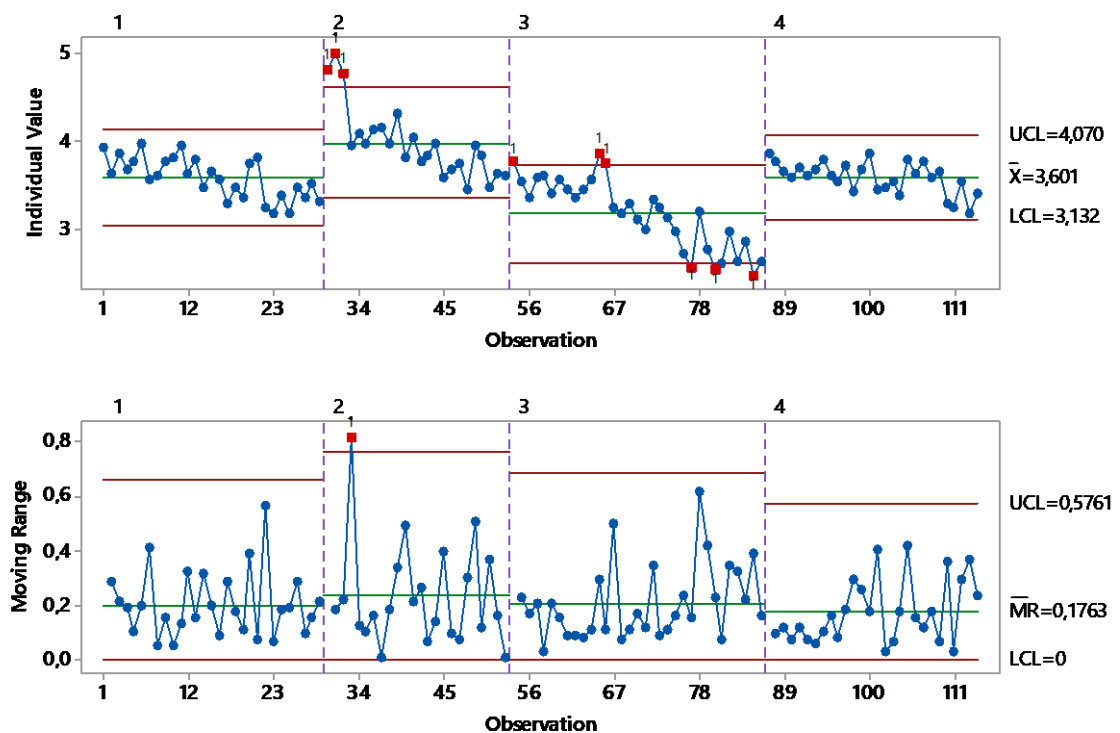


Figura 17 - Carta de controle I-MR para  $Rt$





Ao observar as cartas de controle nota-se que mesmo com novas configurações o efeito do desgaste da ferramenta de corte sobre a rugosidade ainda se mantém. Contudo, em alguns *setups* nota-se que há menor efeito, maior estabilidade e menor dispersão.

Observando a carta I-MR para *Ra* identifica-se o *setup* 3 como melhor condição de média, pois para rugosidade busca-se o menor valor possível. Para dispersão o *setup* 1 obteve a melhor classificação. Os *setups* 2 e 4 tiveram melhores resultados quanto a estabilidade, pois tiveram menor quantidade de pontos fora dos limites de controle.

Investigando a carta I-MR para *Rt*, o *setup* 3 tem melhor condição de média, novamente devido ao objetivo de menor valor para rugosidades. Quanto a dispersão o *setup* 4 tem o melhor resultado apresentado. Em relação a estabilidade os *setups* 1 e 4 não apresentam nenhum ponto fora dos limites de controle.

A presença de fluido refrigerante nos *setups* 2 e 4 geram minimizam o desgaste da ferramenta e diminuem a temperatura do processo. Por ter amenização do desgaste o comportamento da rugosidade se mantém mais estável. O fato de diminuir a temperatura ocasiona menor deformação plástica do material também gerando menor efeito na rugosidade.

Nesse momento surgem os índices de performance como uma forma de observar e classificar os *setups* para verificar qual apresenta melhor condição de operação. Como o processo apresentou-se fora de controle em algumas situações os indicadores selecionados foram o índice de performance, estimativa de nível sigma e defeitos por milhão. As Tabela 5 e 6 apresentam os *setups* e as classificações de *Ra* e *Rt*.

Tabela 5 – Classificações de performance para *Ra*

Setup	Teste de normalidade	USL	$\bar{x}$	s	Ppk	Zp	DPM	Classificação
1	0,447a (0,261b)	0,85	0,6890	0,1189	0,46	1,38	85952	Pobre
2	0,309 (0,534)	0,85	0,9196	0,07226	-0,32	-0,96	832214	Pobre
3	0,472 (0,228)	0,85	0,4779	0,1116	1,11	3,33	427	Capaz
4	0,193 (0,886)	0,85	0,6489	0,07937	0,84	2,52	5646	Inadequado

a - teste de Anderson Darling

b - p valor

Tabela 6 – Classificações de performance para *Rt*

Setup	Teste de normalidade	USL	$\bar{x}$	s	Ppk	Zp	DPM	Classificação
1	0,281a (0,616b)	4,2	3,599	0,2350	0,85	2,55	5272	Inadequado
2	0,980 (0,011)	4,2	3,992	0,4048	0,17	0,51	303934	Pobre
3	0,454 (0,254)	4,2	3,189	0,3947	0,85	2,55	5208	Inadequado
4	0,313 (0,528)	4,2	3,601	0,1800	1,11	3,33	440	Capaz

a - teste de Anderson Darling

b - p valor

Ao verificar as classificações nota-se que para *Ra* o *setup* 3 tem a melhor classificação. Para *Rt* o *setup* 4 apresenta o melhor resultado. Contudo, nota-se que mesmo com o melhor cenário o processo para *Ra* está fora de controle. E tomando em consideração o processo como

resultado das duas características da qualidade identifica-se um conflito entre qual das configurações é a melhor.

O sétimo passo da metodologia consiste em realizar recomendações e conclusões sobre o processo. Nota-se que individualmente foi possível classificar os dois parâmetros de qualidade escolhidos. Mas não foi encontrado um cenário com a melhor classificação para as duas variáveis. Dessa forma por existir o conflito de classificações das características de qualidade do processo recomenda-se a análise de forma multivariada. Ao observar a possibilidade de um estudo com uso de componentes principais ponderados unificam-se as variáveis, caso estejam correlacionadas, e simplifica-se a análise.

#### 4.2 Aplicação dos métodos multivariados

A aplicação do método multivariado vem como uma forma de auxiliar na tomada de decisão definitiva sobre o processo ao associar as características de qualidade em uma análise conjunta. Situações como o conflito de decisão para configurações do processo como a gerada na análise univariada realizada na subseção anterior reforçam essa necessidade.

Como apresentado o primeiro passo realizou a definição do problema, seleção de variáveis e coleta de dados. Todos esses aspectos se mantêm, apenas a abordagem será voltada para a realização de análise de componentes principais e execução dos procedimentos por meio do WPC.

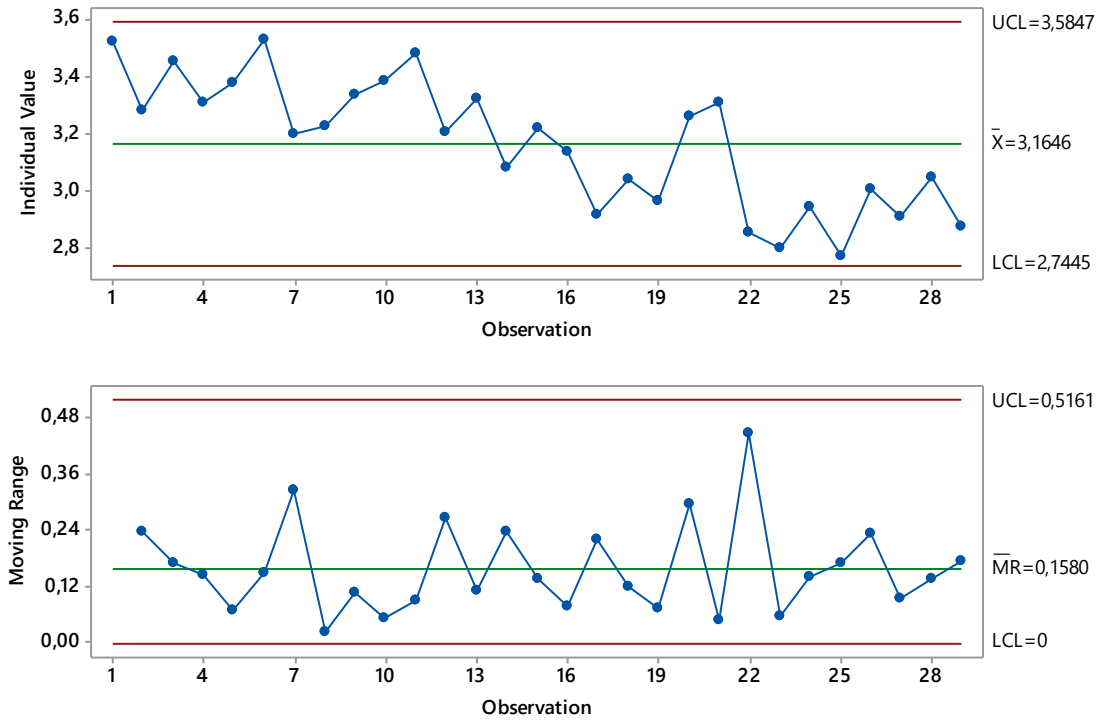
O segundo passo foi executado com os valores das 29 medições de rugosidades. A correlação entre os  $R_a$  e  $R_t$  foi obtida com a equação 3.1. O valor obtido foi de 0.636. Com isso realiza-se o passo 3A para cálculo do WPC.

Utilizando a equação 3.2 é possível calcular os componentes principais. Os resultados para análise de componentes principais está na Tabela 7.

Tabela 7 - Análise de componentes principais $R_a$ e $R_t$ do setup 1						
	Autovalores	Proporção	Acumulado	Autovetores	$R_a$	$R_t$
PC <sub>1</sub>	0.061705	0.893	0.893	PC <sub>1</sub>	0.346	0.938
PC <sub>2</sub>	0.007411	0.107	1.000	PC <sub>2</sub>	0.938	-0.346

A terceira etapa continua a partir dos valores de  $WPC$ . Com eles é possível calcular os limites de controle a partir das equações 3.4 e 3.5. Assim elaborada a carta de controle para esse setup conforme Figura 18.

Figura 18 - Carta de controle I-MR para setup 1



A carta de controle apresenta estabilidade no processo. Contudo, ao observar os pontos nota-se uma tendência de diminuição dos valores das medições. Esse comportamento pode estar relacionado com o aumento do desgaste da ferramenta.

Na etapa 4 é calculada a correlação entre o desgaste da ferramenta (W) e a característica da qualidade (WPC). O coeficiente de correlação encontrado foi de -0.808. Este valor indica uma correlação forte e significativa e reforça a possibilidade de efeito do desgaste na saída do processo. Devido a correlação ser significativa prosseguiu-se para a etapa 5B.

Na etapa 5B elaborou-se o arranjo experimental e uma nova coleta de dados. Os procedimentos foram os mesmos aplicados para a etapa 5B da análise anterior. Esta gerou combinações de fatores do tipo  $2^2$  das variáveis de entrada: velocidade de corte (S), vazão de fluido refrigerante (L). Como apresentado Quadro 2. Após a elaboração do arranjo experimental foram coletados os dados que estão apresentados no Apêndice A.

A etapa 6 de análise estatística foi realizada com o auxílio de regressão com as equações (3.8 e 3.9) e a Tabela 2. O modelo foi gerado com variáveis codificadas de acordo e está apresentado de acordo com a equação 4.3.

$$\begin{aligned} WPC = & -0.0016 - 0.6953S + 0.6335L - 1.0952W \\ & - 0.0722S * L + 0.0546S * W + 0.1791L * W + 0.1723S * L * W \end{aligned} \quad (4.3)$$

De acordo com a ANOVA são calculadas as fontes de variação, graus de liberdade (DF), soma de quadrados (SS), média dos quadrados (MS) e valor F como apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados do modelo ANOVA para WPC

Source	DF	SS	MS	F-Value	P-Value
Regression	7	166.046	23.7208	223.26	0.000
S	1	51.496	51.4964	484.68	0.000
L	1	42.743	42.7428	402.29	0.000
W	1	46.704	46.7037	439.57	0.000
S*L	1	0.555	0.5553	5.23	0.024
S*W	1	0.116	0.1160	1.09	0.298
L*W	1	1.249	1.2493	11.76	0.001
S*L*W	1	1.155	1.1553	10.87	0.001
Error	106	11.262	0.1062		
Lack-of-Fit	45	5.988	0.1331	1.54	0.058

Os testes de adequação do modelo se mostraram aceitáveis:  $R^2_{adj} = 92.54\%$ , teste de falta de ajuste e teste de normalidade dos resíduos padronizados não foram estatisticamente significativos. Apenas a interação  $S*W$  não apresentou-se estatisticamente significativa no modelo considerando um nível de significância de 5%, mas se mantém devido a presença da interação significativa de 3ª ordem.

Dado que o modelo é válido é possível observar o efeito das variáveis e suas interações graficamente. A vazão de fluido ( $L$ ) apresenta correlação positiva com WPC. As variáveis  $S$  e  $W$  tem correlação negativa com WPC. As Figura 19 e Figura 20 representam os efeitos principais e interações.

Figura 19– Gráficos dos efeitos principais do modelo de WPC

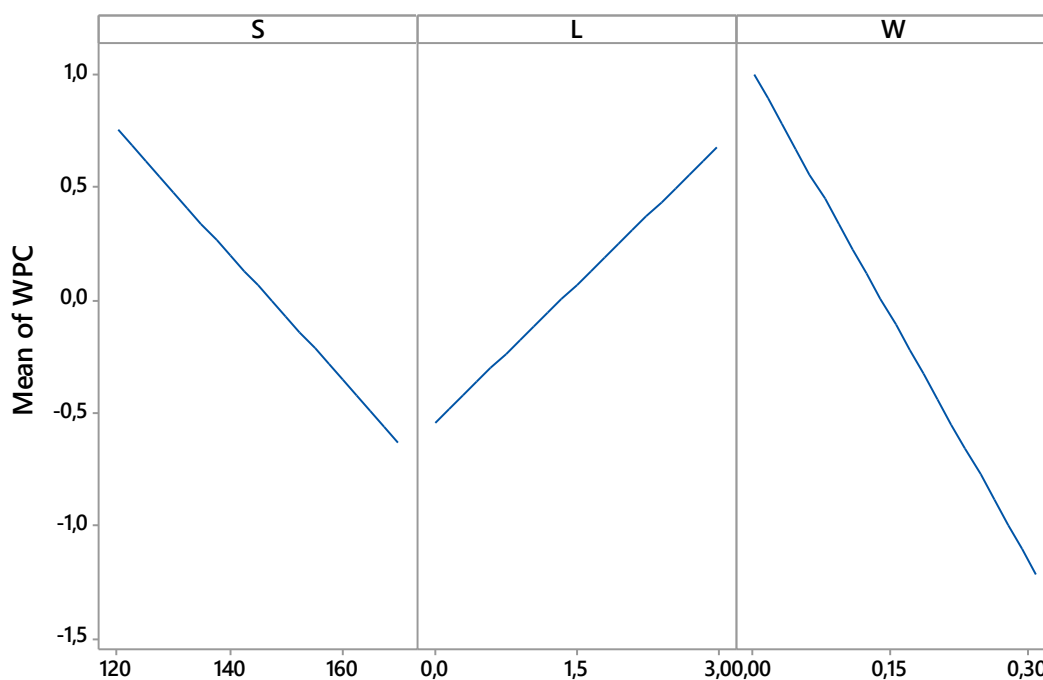
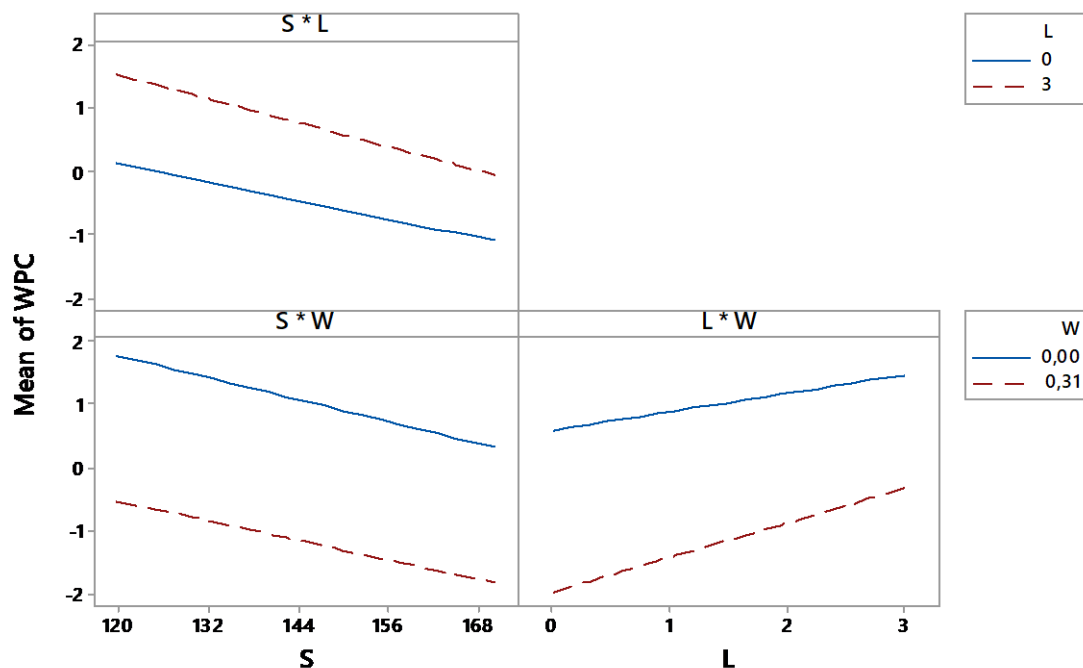


Figura 20 – Gráficos de interação para WPC



Para cada combinação de fatores do arranjo experimental foram realizados os cálculos de WPC segundo as equações 3.2 e 3.3. Os resultados dos componentes principais para cada setup estão na Tabela 9:

Tabela 9 – Componentes principais para *Ra* e *Rt* setups 1 ao 4

Setups	PC	Autovalores	Proporção	Acumulado	Autovetores	$R_a$	$R_t$
Setup 1	PC <sub>1</sub>	0.061705	0.893	0.893	PC <sub>1</sub>	0.346	0.938
	PC <sub>2</sub>	0.007411	0.107	1.000	PC <sub>2</sub>	0.938	-0.346
Setup 2	PC <sub>1</sub>	0.16682	0.987	0.987	PC <sub>1</sub>	0.134	0.991
	PC <sub>2</sub>	0.00226	0.013	1.000	PC <sub>2</sub>	0.991	-0.134
Setup 3	PC <sub>1</sub>	0.16516	0.982	0.018	PC <sub>1</sub>	0.241	0.971
	PC <sub>2</sub>	0.00307	0.018	1.00	PC <sub>2</sub>	0.971	-0.241
Setup 4	PC <sub>1</sub>	0.036067	0.932	0.932	PC <sub>1</sub>	0.331	0.944
	PC <sub>2</sub>	0.002640	0.068	1.000	PC <sub>2</sub>	0.944	-0.331

Com os resultados de WPC (Apêndice B-E) foram elaboradas as cartas de controle para cada setup. O efeito do desgaste da ferramenta na resposta do processo foi menor nos casos com a presença de fluido refrigerante. As cartas de controle estão apresentadas nas Figura 18 e 21 a 23 respectivamente. Os dados referentes ao setup 2 não apresentaram uma distribuição normal. Desse modo, para o cálculo da carta de controle desse setup aplicou-se a transformação Box-Cox com  $\lambda=0$  ( $\ln$ ).

Figura 21 - Carta de controle I-MR do setup 2

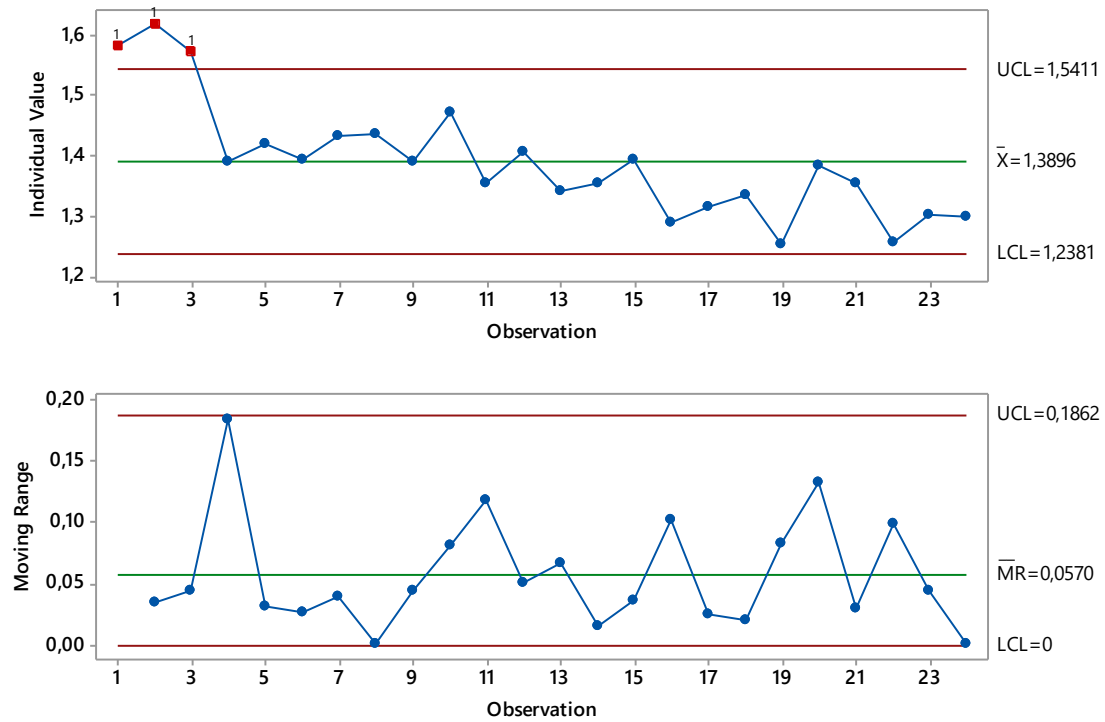


Figura 22 - Carta de controle I-MR do setup 3

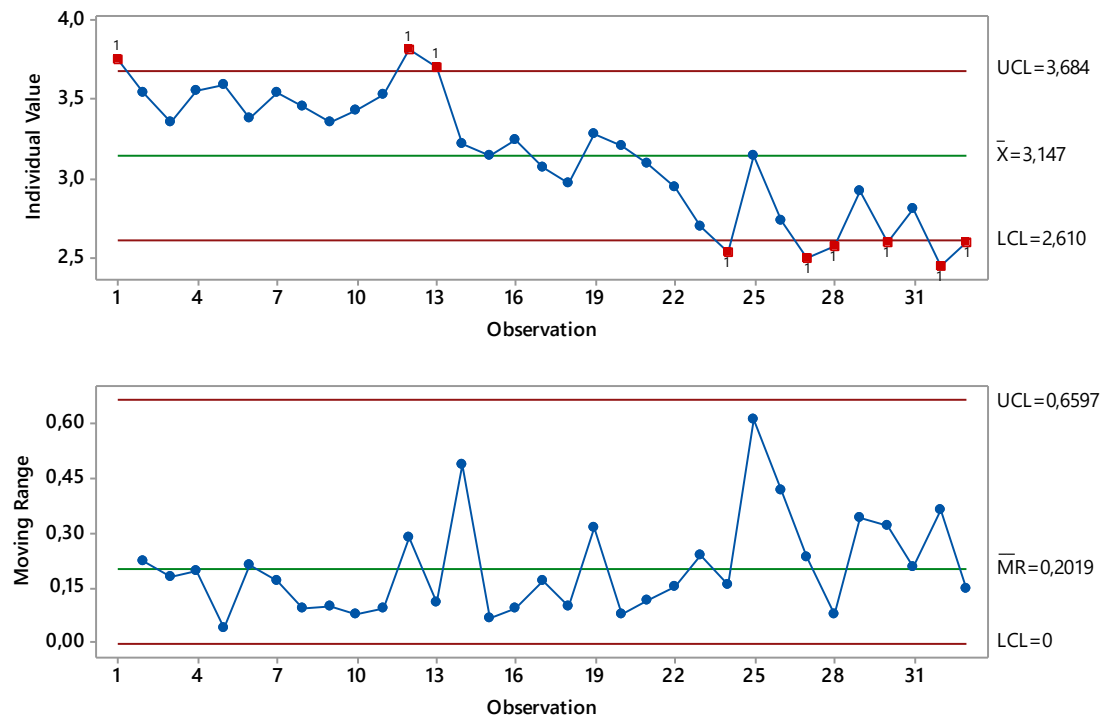
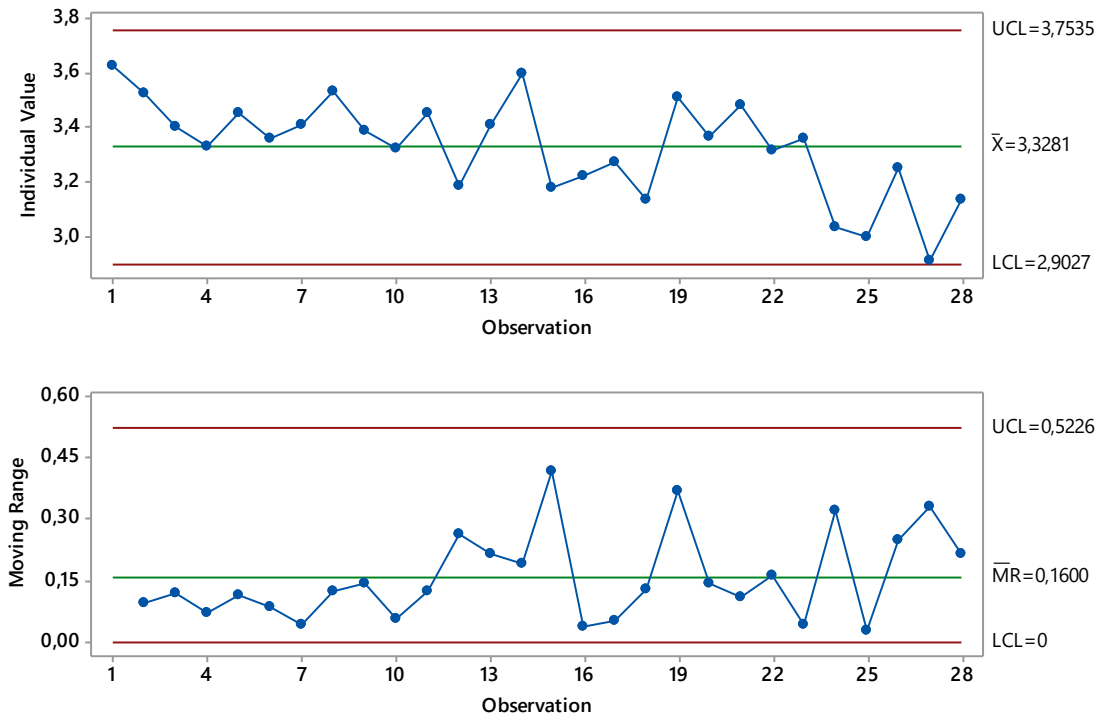


Figura 23 - Carta de controle I-MR do setup 4



Os setups 1 e 4 apresentaram estabilidade em relação aos limites de controle. O setup 2 apresentou apenas 3 pontos iniciais consecutivos fora dos limites, provavelmente por medições inadequadas inicialmente. O setup 3 apresentou pontos fora de controle. O comportamento ocorreu semelhante aos gráficos de análises univariadas. Os setups mais estáveis são devido à presença de fluido refrigerante com ação de minimização do desgaste da ferramenta e menor temperatura do processo para a deformação plástica do material.

Os indicadores para classificação do processo foram índices de performance e estimativa de nível sigma. Como o limite de especificação elaborado foi unilateral superior os cálculos dos indicadores do processo seguiram as equações (3.11 a 3.13). Com seus resultados é possível realizar um comparativo entre as condições apresentadas. Os resultados estão apresentados na Tabela 10:

Tabela 10 - Análise de indicadores do processo para WPC

WPC	Teste de normalidade	$USL_{WPC}$	$\bar{x}$	s	Ppk	Zp	DPM	Classificação
Setup 1	0.381a (0.378b)	3.71051	3.1646	0.2220	0.82	2.46	6970	Inadequado
Setup 2	0.715 (0.054)	1.44082	1.3896	0.09577	0.18	0.54	296393	Pobre
Setup 3	0.472 (0.229)	4.20259	3.147	0.3991	0.88	2.64	4083	Inadequado
Setup 4	0.282 (0.611)	3.91744	3.3281	0.1770	1.11	3.33	435	Capaz

a - teste de Anderson Darling

b - p valor

O sétimo passo do método consiste em conclusões e recomendações sobre o processo. A partir das diferentes combinações de condições de operação foram observados efeitos nas

respostas. Com os dados obtidos foram unificadas as variáveis para uma análise multivariada em torno do WPC. O setup 4 obteve melhor classificação de performance com o valor de 1.11. Assim, o conflito entre as classificações univariadas é solucionado. Contudo, é importante manter a realização do estudo de melhoria da estabilidade e dispersão do processo. Com o processo estável e conhecimento de condições de operação é possível iniciar estudos de fase 2 da carta de controle.

## 5. Conclusões

O presente trabalho se propôs a realizar um estudo de controle estatístico na presença de uma variável de ruído com suporte de análises univariadas e multivariada, além de técnicas de controle estatístico combinadas com planejamento de experimentos. O método desenvolvido apresentou coerência com a capacidade de ser aplicado de maneira genérica em processos com presença de variáveis de ruído e necessidade de controle estatístico.

Para a abordagem multivariada foram calculados componentes principais ponderados para as variáveis de rugosidade  $Ra$  e  $Rt$ . Com aplicação do método no torneamento duro foram gerados modelos de regressão para os casos univariado e multivariado. Os modelos mostraram-se adequados e auxiliaram na observação dos efeitos das variáveis de entrada nas respostas do processo. A estabilidade do processo foi analisada por meio de cartas de controle e índice de performance do processo.

Para as análises univariadas houve divergências entre os melhores *setups* de operação. Esses conflitos em relação a classificação e tomada de decisão sobre o processo apresentam parte da ineficiência de análises univariadas. Dessa forma a abordagem multivariada permitiu simplificar as análises e a unificação da decisão de classificações de *setups* por meio da ponderação das representatividades de cada variável no índice final. Dentre as quatro configurações executadas uma teve classificação pobre, duas foram inadequadas e uma capaz. A configuração com velocidade de corte de 170m/min e vazão de fluido refrigerante 3l/min teve o melhor resultado de  $Pp_k = 1.11$ . Dessa forma, o impasse entre as análises individuais foi solucionado.

Ao observar o comportamento das respostas em relação às variáveis do processo foi possível concluir que o desgaste apresentou o maior efeito diretamente nas respostas. A configuração de maiores velocidades de corte foram favoráveis aos resultados de menor rugosidade. A presença de fluido refrigerante permitiu a amenização do efeito do desgaste de ferramenta e melhor estabilidade dos processos. Todos esses comportamentos foram apresentados de acordo com propriedades do processo de torneamento, visto que as configurações apresentadas como favoráveis tem influência em fatores como superfície de



contato entre ferramenta e peça, diminuição de atrito e temperatura alterando propriedades de deformação plástica do material.

Após a sua realização esta pesquisa pode contribuir com:

- Desenvolvimento de método genérico associando controle estatístico do processo e planejamento experimental associado à presença de variável de ruído;
- Aplicação do método no processo de torneamento duro do aço ABNT 52100;
- Cálculo e comparativo de índices de classificação do processo em diferentes configurações, com enfoque para o cálculo de estimativa para nível sigma.

As sugestões de estudos futuros podem ser baseadas em:

- Realizar análises com maiores números de variáveis controláveis, de ruído ou de saída nas análises do processo;
- Aprimoramento do estudo de cartas de controle. O melhor setup indicado para o processo apresenta características de estabilidade. É interessante a observação de continuidade de estudos de carta de controle como o uso da fase 2 para monitoramento do processo;
- Estudos de otimização que podem ser utilizados para diversificação de configurações de acordo com o andamento do processo. Um exemplo é a possibilidade de ajustes de parâmetros controláveis a partir do efeito da variável de ruído nas respostas. Técnicas de Projeto de Parâmetros Robustos (RPD) podem auxiliar nessa atividade;
- Aplicação do método em outros processos de fabricação que apresentem variáveis de ruído e mais de uma característica de qualidade a ser avaliada;

## REFERÊNCIAS

AGOSTINHO, O. L. .; RODRIGUES, A. C. S. .; LIRANI, J. **Tolerâncias, ajustes, desvios e análise de dimensões**. [s.l: s.n.]

AIAG, A. I. A. G. **Statistical Process Control (SPC) - Reference Manual**. Second Edi ed. [s.l: s.n.]v. 1995

AZIZI, M. W. et al. Surface roughness and cutting forces modeling for optimization of machining condition in finish hard turning of AISI 52100 steel. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 26, n. 12, p. 4105–4114, 2012.

BENARDOS, P. G.; VOSNIAKOS, G. C. Predicting surface roughness in machining: A review. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 43, n. 8, p. 833–844, 2003.

BERSIMIS, S.; PSARAKIS, S.; PANARETOS, J. Multivariate statistical process control charts: an overview. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 23, n. 5, p. 517–543, ago. 2007. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1002/qre.829>>.

BOUACHA, K. et al. Statistical analysis of surface roughness and cutting forces using response surface methodology in hard turning of AISI 52100 bearing steel with CBN tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 28, n. 3, p. 349–361, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2009.11.011>>.

BOUACHA, K.; TERRAB, A. Hard turning behavior improvement using NSGA-II and PSO-NN hybrid model. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 86, n. 9–12, p. 3527–3546, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s00170-016-8479-6>>.

BRITO, T. G. et al. A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays. **Precision Engineering**, v. 38, n. 3, p. 628–638, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.precisioneng.2014.02.013>>.

BRITO, T. G. et al. Optimization of AISI 1045 end milling using robust parameter design. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 84, n. 5–8, p. 1185–1199, 12 set. 2015. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s00170-015-7764-0>>.

CAKAN, A.; EVRENDILEK, F.; OZKANER, V. Data-driven simulations of flank wear of coated cutting tools in hard turning. **Mechanika**, v. 21, n. 6, p. 486–492, 2015.

CAMPOS, P. H. da S. **Otimização Robusta Multivariada do Processo de Torneamento do Aço Endurecido ABNT 52100 com Ferramenta Cerâmica Alisadora**. 2011. Universidade Federal de Itajubá, 2011.

CAMPOS, P. H. da S. **METODOLOGIA DEA-OTS: UMA CONTRIBUIÇÃO PARA A SELEÇÃO ÓTIMA DE FERRAMENTAS NO TORNEAMENTO DO AÇO ABNT H13 ENDURECIDO**. 2015. Universidade Federal de Itajubá, 2015.

CHINCHANIKAR, S.; CHOUDHURY, S. K. Predictive modeling for flank wear progression of coated carbide tool in turning hardened steel under practical machining conditions.

**International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 76, n. 5–8, p. 1185–1201, 2014.

DARÓZ GAUDÊNCIO, J. H. et al. A multiobjective optimization model for machining quality in the AISI 12L14 steel turning process using fuzzy multivariate mean square error. **Precision Engineering**, n. December 2018, p. 0–1, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2019.01.001>>.

DE ALMEIDA, F. A. et al. A weighted mean square error approach to the robust optimization of the surface roughness in an AISI 12L14 free-machining steel-Turning process. **Strojnicki Vestnik/Journal of Mechanical Engineering**, v. 64, n. 3, p. 147–156, 2018.

DHARMASENA, L. S.; ZEEPHONGSEKUL, P. A new process capability index for multiple quality characteristics based on principal components. **International Journal of Production Research**, v. 54, n. 15, p. 4617–4633, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2015.1091520>>.

DINIZ, A. E.; FERREIRA, J. R.; FILHO, F. T. Influence of refrigeration / lubrication condition on SAE 52100 hardened steel turning at several cutting speeds. v. 43, p. 317–326, 2003.

EVANGELISTA, G. S. et al. EFEITO DO DESGASTE DA FERRAMENTA NA RUGOSIDADE DO AÇO ENDURECIDO ABNT 52100 EM UM PROCESSO DE TORNEAMENTO. In: **Anais...** 15 nov. 2018. Disponível em: <<http://www.abepro.org.br/publicacoes/artigo.asp?e=enegep&a=2018&c=35433>>.

GAITONDE, V. N. et al. Machinability investigations in hard turning of AISI D2 cold work tool steel with conventional and wiper ceramic inserts. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 27, n. 4, p. 754–763, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2008.12.007>>.

GRZESIK, W. **Advanced Machining Processes of Metallic Materials**. [s.l.] Elsevier, 2008.

HAQ, A. N.; TAMIZHARASAN, T. Investigation of the effects of cooling in hard turning operations. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 30, n. 9–10, p. 808–816, 10 out. 2006. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s00170-005-0128-4>>.

HUANG, Y.; LIANG, S. Y. Modeling of Cutting Forces Under Hard Turning Conditions Considering Tool Wear Effect. **Journal of Manufacturing Science and Engineering**, v. 127, n. 2, p. 262, 2005. Disponível em: <<http://manufacturingscience.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1449627>>.

JACKSON, J. E. **A User's Guide to Principal Components**. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1991.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 5th. ed. New Jersey: Prentice-Hall, 2002.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6 edition ed. [s.l.] Pearson, 2007.

JONES-FARMER, L. A. et al. An Overview of Phase I Analysis for Process Improvement and Monitoring. **Journal of Quality Technology**, v. 46, n. 3, p. 265–280, 2014.

KANT, G.; SANGWAN, K. S. Prediction and optimization of machining parameters for minimizing power consumption and surface roughness in machining. **Journal of Cleaner Production**, v. 83, p. 151–164, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.07.073>>.

KAYA, I.; KAHRAMAN, C. A new perspective on fuzzy process capability indices: Robustness. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 6, p. 4593–4600, 2010.

KHAMEL, S.; OUELAA, N.; BOUACHA, K. Analysis and prediction of tool wear, surface roughness and cutting forces in hard turning with CBN tool. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 26, n. 11, p. 3605–3616, 2012.

KUMAR, R.; BILGA, P. S.; SINGH, S. Multi objective optimization using different methods of assigning weights to energy consumption responses, surface roughness and material removal rate during rough turning operation. **Journal of Cleaner Production**, v. 164, p. 45–57, 2017.

KURT, A.; ŞEKER, U. The effect of chamfer angle of polycrystalline cubic boron nitride cutting tool on the cutting forces and the tool stresses in finishing hard turning of AISI 52100 steel. **Materials and Design**, v. 26, n. 4, p. 351–356, 2005.

LIEW, P. J. et al. An overview of current status of cutting fluids and cooling techniques of turning hard steel. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 114, p. 380–394, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2017.06.077>>.

LOPES, L. G. D. et al. Robust parameter optimization based on multivariate normal boundary intersection. **Computers & Industrial Engineering**, v. 93, p. 55–66, 2016. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835215005033>>.

MANDAL, N.; DOLOI, B.; MONDAL, B. Development of flank wear prediction model of Zirconia Toughened Alumina (ZTA) cutting tool using response surface methodology. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 29, n. 2, p. 273–280, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2010.12.001>>.

MEDDOUR, I. et al. Investigation and modeling of cutting forces and surface roughness when hard turning of AISI 52100 steel with mixed ceramic tool: cutting conditions optimization. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 77, n. 5–8, p. 1387–1399, 2015.

MONTGOMERY, D. **Introduction to statistical quality control**. 6th. ed. [s.l: s.n.]

MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 8th. ed. [s.l: s.n.]v. 2

MONTGOMERY, D. C.; GEORGE C. RUNGER. **Applied Statistics and Probability for Engineers**. 5th. ed. [s.l: s.n.]

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to Linear Regression Analysis**. 5th Editio ed. [s.l: s.n.]

ÖZEL, T.; KARPAT, Y. Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning

using regression and neural networks. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 45, n. 4–5, p. 467–479, 2005.

PAIVA, A. P. et al. A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 43, n. 7–8, p. 631–643, 2009.

PAIVA, A. P. et al. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 30, n. 1, p. 152–163, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2011.08.001>>.

PAIVA, A. P. et al. A multivariate robust parameter optimization approach based on Principal Component Analysis with combined arrays. **Computers & Industrial Engineering**, v. 74, p. 186–198, 2014. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835214001715>>.

PERUCHI, R. S. **Método Dos Componentes Principais Ponderados Aplicado Em Avaliação De Sistemas De Medição Com Grandezas Correlacionadas**. 2011. 2011.

PERUCHI, R. S. et al. A new multivariate gage R&R method for correlated characteristics. **International Journal of Production Economics**, v. 144, n. 1, p. 301–315, 2013.

PERUCHI, R. S. et al. Weighted approach for multivariate analysis of variance in measurement system analysis. **Precision Engineering**, v. 38, n. 3, p. 651–658, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.precisioneng.2014.03.001>>.

PERUCHI, R. S. **MDMAIC UM ROADMAP SEIS SIGMA MULTIVARIADO**. 2014. 2014.

PERUCHI, R. S. et al. Multivariate process capability analysis applied to AISI 52100 hardened steel turning. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 95, n. 9–12, p. 3513–3522, 2018.

RECH, J.; MOISAN, A. Surface integrity in finish hard turning of case-hardened steels. v. 43, p. 543–550, 2003.

SAINI, S.; AHUJA, I. S.; SHARMA, V. S. Residual Stresses, Surface Roughness, and Tool Wear in Hard Turning: A Comprehensive Review. **Materials and Manufacturing Processes**, v. 27, n. 6, p. 583–598, jun. 2012. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10426914.2011.585505>>.

SCAGLIARINI, M. Multivariate process capability using principal component analysis in the presence of measurement errors. **AStA Advances in Statistical Analysis**, v. 95, n. 2, p. 113–128, 2011.

THIELE, J. D.; N. MELKOTE, S. Effect of cutting edge geometry and workpiece hardness on surface generation in the finish hard turning of AISI 52100 steel. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 94, n. 2, p. 216–226, 1999.

WANG, C. H. Constructing multivariate process capability indices for short-run production. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 26, n. 11–12, p. 1306–

1311, 2005.

WANG, F. K. Quality evaluation of a manufactured product with multiple characteristics. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 22, n. 2, p. 225–236, 2006.

ZHAO, T. et al. Effect of cutting edge radius on surface roughness and tool wear in hard turning of AISI 52100 steel. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 91, n. 9–12, p. 3611–3618, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s00170-017-0065-z>>.

## APÊNDICES

Apêndice A – Dados coletados por *setups* para *Ra* e *Rt*

Setup	S	L	W	Ra	Rt	Setup	S	L	W	Ra	Rt
1	120	0	0	0,88	3,944	3	170	0	0	0,68	3,782
1	120	0	0	0,86	3,656	3	170	0	0	0,66	3,553
1	120	0	0,02	0,85	3,875	3	170	0	0,02	0,6	3,378
1	120	0	0,02	0,87	3,682	3	170	0	0,02	0,58	3,589
1	120	0	0,02	0,83	3,788	3	170	0	0,02	0,62	3,622
1	120	0	0,05	0,81	3,987	3	170	0	0,05	0,56	3,413
1	120	0	0,05	0,84	3,568	3	170	0	0,05	0,65	3,567
1	120	0	0,05	0,79	3,623	3	170	0	0,05	0,63	3,473
1	120	0	0,07	0,75	3,778	3	170	0	0,07	0,59	3,379
1	120	0	0,07	0,77	3,832	3	170	0	0,07	0,57	3,465
1	120	0	0,1	0,73	3,967	3	170	0	0,1	0,52	3,577
1	120	0	0,1	0,71	3,643	3	170	0	0,1	0,54	3,876
1	120	0	0,1	0,68	3,798	3	170	0	0,1	0,53	3,764
1	120	0	0,13	0,72	3,479	3	170	0	0,13	0,49	3,262
1	120	0	0,13	0,67	3,677	3	170	0	0,13	0,5	3,187
1	120	0	0,15	0,65	3,588	3	170	0	0,15	0,46	3,298
1	120	0	0,15	0,68	3,299	3	170	0	0,15	0,45	3,123
1	120	0	0,17	0,63	3,476	3	170	0	0,17	0,51	3,002
1	120	0	0,17	0,66	3,366	3	170	0	0,17	0,43	3,352
1	120	0	0,17	0,61	3,759	3	170	0	0,17	0,46	3,264
1	120	0	0,2	0,58	3,834	3	170	0	0,2	0,42	3,154
1	120	0	0,2	0,6	3,265	3	170	0	0,2	0,44	2,987
1	120	0	0,23	0,59	3,199	3	170	0	0,23	0,39	2,746
1	120	0	0,23	0,57	3,385	3	170	0	0,23	0,35	2,589
1	120	0	0,25	0,54	3,189	3	170	0	0,25	0,4	3,214
1	120	0	0,25	0,55	3,476	3	170	0	0,25	0,36	2,789
1	120	0	0,27	0,51	3,378	3	170	0	0,27	0,31	2,557
1	120	0	0,27	0,53	3,537	3	170	0	0,27	0,34	2,632
1	120	0	0,3	0,52	3,324	3	170	0	0,29	0,36	2,983
2	120	3	0	1,08	4,823	3	170	0	0,29	0,33	2,655
2	120	3	0	1	5,012	3	170	0	0,3	0,32	2,876
2	120	3	0,02	0,99	4,788	3	170	0	0,3	0,37	2,483
2	120	3	0,02	0,98	3,964	3	170	0	0,3	0,35	2,644
2	120	3	0,02	1	4,092	4	170	3	0	0,8	3,882
2	120	3	0,05	0,96	3,987	4	170	3	0	0,76	3,785
2	120	3	0,05	0,97	4,152	4	170	3	0,02	0,7	3,667
2	120	3	0,07	0,95	4,162	4	170	3	0,02	0,68	3,591
2	120	3	0,07	0,93	3,976	4	170	3	0,02	0,72	3,712
2	120	3	0,1	0,97	4,321	4	170	3	0,05	0,66	3,634
2	120	3	0,1	0,99	3,825	4	170	3	0,05	0,65	3,692
2	120	3	0,13	0,92	4,043	4	170	3	0,07	0,75	3,794
2	120	3	0,13	0,94	3,772	4	170	3	0,07	0,73	3,633

2	120	3	0,15	0,86	3,844	4	170	3	0,07	0,77	3,547
2	120	3	0,15	0,91	3,987	4	170	3	0,07	0,69	3,732
2	120	3	0,17	0,89	3,589	4	170	3	0,1	0,66	3,435
2	120	3	0,17	0,86	3,687	4	170	3	0,1	0,64	3,696
2	120	3	0,2	0,87	3,765	4	170	3	0,12	0,74	3,876
2	120	3	0,23	0,88	3,457	4	170	3	0,12	0,56	3,468
2	120	3	0,23	0,83	3,968	4	170	3	0,12	0,6	3,497
2	120	3	0,25	0,85	3,846	4	170	3	0,15	0,59	3,563
2	120	3	0,25	0,82	3,477	4	170	3	0,15	0,64	3,387
2	120	3	0,28	0,79	3,645	4	170	3	0,17	0,66	3,812
2	120	3	0,3	0,83	3,633	4	170	3	0,17	0,63	3,654
						4	170	3	0,2	0,65	3,777
						4	170	3	0,2	0,62	3,598
						4	170	3	0,23	0,59	3,664
						4	170	3	0,23	0,56	3,298
						4	170	3	0,25	0,55	3,264
						4	170	3	0,25	0,53	3,564
						4	170	3	0,27	0,5	3,189
						4	170	3	0,31	0,54	3,425



**Apêndice B – Escores principais e WPC para setup 1**

S	L	W	Ra	Rt	PC1	PC2	WPC St1
120	0	0	0,88	3,944	4,005111	-0,53724	3,51908
120	0	0	0,86	3,656	3,727944	-0,45647	3,280211
120	0	0,02	0,85	3,875	3,929994	-0,54154	3,45154
120	0	0,02	0,87	3,682	3,755798	-0,45608	3,305127
120	0	0,02	0,83	3,788	3,841443	-0,53024	3,373673
120	0	0,05	0,81	3,987	4,02127	-0,61778	3,524891
120	0	0,05	0,84	3,568	3,638454	-0,44483	3,201543
120	0	0,05	0,79	3,623	3,672786	-0,51076	3,225147
120	0	0,07	0,75	3,778	3,804412	-0,60186	3,332941
120	0	0,07	0,77	3,832	3,861997	-0,60175	3,384375
120	0	0,1	0,73	3,967	3,974855	-0,68594	3,476149
120	0	0,1	0,71	3,643	3,663906	-0,59274	3,208445
120	0	0,1	0,68	3,798	3,798988	-0,67446	3,320329
120	0	0,13	0,72	3,479	3,513467	-0,52668	3,081171
120	0	0,13	0,67	3,677	3,681988	-0,64202	3,219318
120	0	0,15	0,65	3,588	3,59156	-0,63003	3,139849
120	0	0,15	0,68	3,299	3,330734	-0,50201	2,920631
120	0	0,17	0,63	3,476	3,479549	-0,6101	3,041957
120	0	0,17	0,66	3,366	3,386694	-0,54393	2,966117
120	0	0,17	0,61	3,759	3,7382	-0,72667	3,260459
120	0	0,2	0,58	3,834	3,798211	-0,78074	3,308263
120	0	0,2	0,6	3,265	3,271182	-0,56533	2,860675
120	0	0,23	0,59	3,199	3,205792	-0,5519	2,803719
120	0	0,23	0,57	3,385	3,37342	-0,63495	2,944524
120	0	0,25	0,54	3,189	3,179129	-0,59537	2,775258
120	0	0,25	0,55	3,476	3,451901	-0,68517	3,009235
120	0	0,27	0,51	3,378	3,346116	-0,68883	2,914376
120	0	0,27	0,53	3,537	3,502231	-0,72502	3,049915
120	0	0,3	0,52	3,324	3,298899	-0,66079	2,875212

**Apêndice C – Escores principais e WPC para setup 2**

S	L	W	Ra	Rt	PC1	PC2	WPC St2
120	3	0	1,08	4,823	4,924278	0,42334	4,865766
120	3	0	1	5,012	5,10084	0,318713	5,038672
120	3	0,02	0,99	4,788	4,877523	0,338848	4,81852
120	3	0,02	0,98	3,964	4,059627	0,43946	4,012565
120	3	0,02	1	4,092	4,189153	0,442111	4,140441
120	3	0,05	0,96	3,987	4,079737	0,416556	4,032115
120	3	0,05	0,97	4,152	4,244587	0,404334	4,194664
120	3	0,07	0,95	4,162	4,251814	0,383173	4,201522
120	3	0,07	0,93	3,976	4,064812	0,388302	4,017017
120	3	0,1	0,97	4,321	4,41206	0,381666	4,359665
120	3	0,1	0,99	3,825	3,923224	0,468013	3,878307
120	3	0,13	0,92	4,043	4,129865	0,369406	4,080979
120	3	0,13	0,94	3,772	3,863997	0,425574	3,819297
120	3	0,15	0,86	3,844	3,924616	0,33664	3,877972
120	3	0,15	0,91	3,987	4,07303	0,367007	4,024852
120	3	0,17	0,89	3,589	3,675944	0,400571	3,633364
120	3	0,17	0,86	3,687	3,769035	0,357698	3,724687
120	3	0,2	0,87	3,765	3,847671	0,357145	3,802294
120	3	0,23	0,88	3,457	3,543795	0,408366	3,503035
120	3	0,23	0,83	3,968	4,043472	0,290279	3,99468
120	3	0,25	0,85	3,846	3,925257	0,326462	3,878472
120	3	0,25	0,82	3,477	3,555567	0,346226	3,513846
120	3	0,28	0,79	3,645	3,718025	0,293964	3,673512
120	3	0,3	0,83	3,633	3,711499	0,335212	3,667607

**Apêndice D – Escores principais e WPC para setup 3**

S	L	W	Ra	Rt	PC1	PC2	WPC St3
170	0	0	0,68	3,782	3,834498	-0,25009	3,760976
170	0	0	0,66	3,553	3,607415	-0,2144	3,538622
170	0	0,02	0,6	3,378	3,423119	-0,23052	3,357353
170	0	0,02	0,58	3,589	3,623106	-0,30071	3,552477
170	0	0,02	0,62	3,622	3,664762	-0,26983	3,593939
170	0	0,05	0,56	3,413	3,447465	-0,27777	3,380411
170	0	0,05	0,65	3,567	3,618597	-0,22747	3,549368
170	0	0,05	0,63	3,473	3,522547	-0,22427	3,455104
170	0	0,07	0,59	3,379	3,421683	-0,24047	3,355764
170	0	0,07	0,57	3,465	3,500343	-0,28058	3,432287
170	0	0,1	0,52	3,577	3,59702	-0,35606	3,525864
170	0	0,1	0,54	3,876	3,892046	-0,4086	3,814634
170	0	0,1	0,53	3,764	3,780931	-0,39135	3,70583
170	0	0,13	0,49	3,262	3,284057	-0,30938	3,219375
170	0	0,13	0,5	3,187	3,213667	-0,28162	3,150752
170	0	0,15	0,46	3,298	3,31178	-0,34716	3,245919
170	0	0,15	0,45	3,123	3,139516	-0,31475	3,077339
170	0	0,17	0,51	3,002	3,03651	-0,2274	2,97776
170	0	0,17	0,43	3,352	3,356974	-0,38927	3,289541
170	0	0,17	0,46	3,264	3,278779	-0,33898	3,213659
170	0	0,2	0,42	3,154	3,162386	-0,35133	3,099139
170	0	0,2	0,44	2,987	3,005106	-0,29173	2,945763
170	0	0,23	0,39	2,746	2,759156	-0,28227	2,704411
170	0	0,23	0,35	2,589	2,597144	-0,28331	2,545296
170	0	0,25	0,4	3,214	3,21581	-0,38518	3,150992
170	0	0,25	0,36	2,789	2,793673	-0,32173	2,737596
170	0	0,27	0,31	2,557	2,556459	-0,31443	2,504783
170	0	0,27	0,34	2,632	2,636474	-0,30336	2,583557
170	0	0,29	0,36	2,983	2,981972	-0,36842	2,921665
170	0	0,29	0,33	2,655	2,656392	-0,3186	2,602842
170	0	0,3	0,32	2,876	2,868491	-0,38149	2,809991
170	0	0,3	0,37	2,483	2,499072	-0,23839	2,449798
170	0	0,3	0,35	2,644	2,650528	-0,29654	2,59748

**Apêndice E – Escores principais e WPC para setup 4**

S	L	W	Ra	Rt	PC1	PC2	WPC St4
170	3	0	0,8	3,882	3,928062	-0,52939	3,624956
170	3	0	0,76	3,785	3,823291	-0,53504	3,526924
170	3	0,02	0,7	3,667	3,692085	-0,55262	3,403445
170	3	0,02	0,68	3,591	3,613749	-0,54635	3,330862
170	3	0,02	0,72	3,712	3,741168	-0,54864	3,449461
170	3	0,05	0,66	3,634	3,64771	-0,57945	3,360263
170	3	0,05	0,65	3,692	3,699135	-0,60808	3,406245
170	3	0,07	0,75	3,794	3,828476	-0,54746	3,530912
170	3	0,07	0,73	3,633	3,669925	-0,51307	3,385482
170	3	0,07	0,77	3,547	3,602002	-0,44687	3,326679
170	3	0,07	0,69	3,732	3,750117	-0,58357	3,455426
170	3	0,1	0,66	3,435	3,459917	-0,51362	3,189716
170	3	0,1	0,64	3,696	3,699602	-0,61884	3,405948
170	3	0,12	0,74	3,876	3,90255	-0,58402	3,597463
170	3	0,12	0,56	3,468	3,457974	-0,6189	3,180746
170	3	0,12	0,6	3,497	3,498575	-0,59075	3,220501
170	3	0,15	0,59	3,563	3,557549	-0,62202	3,273339
170	3	0,15	0,64	3,387	3,408003	-0,51661	3,141129
170	3	0,17	0,66	3,812	3,815686	-0,63834	3,512812
170	3	0,17	0,63	3,654	3,656658	-0,61438	3,366228
170	3	0,2	0,65	3,777	3,779349	-0,6362	3,479091
170	3	0,2	0,62	3,598	3,600504	-0,60529	3,31451
170	3	0,23	0,59	3,664	3,652862	-0,65544	3,359897
170	3	0,23	0,56	3,298	3,297547	-0,56266	3,035053
170	3	0,25	0,55	3,264	3,262154	-0,56085	3,00219
170	3	0,25	0,53	3,564	3,538642	-0,67897	3,251844
170	3	0,27	0,5	3,189	3,174835	-0,58322	2,919287
170	3	0,31	0,54	3,425	3,410779	-0,62355	3,136444

**Apêndice F – Escores dos componentes principais e WPC para todos *setups***

Setup	S	L	W	Ra	Rt	PC1	PC2	WPC
1	120	0	0	0,88	3,944	1,456217	0,186998	1,357217
1	120	0	0	0,86	3,656	0,898677	0,590549	0,874643
1	120	0	0,02	0,85	3,875	1,225595	0,186637	1,144556
1	120	0	0,02	0,87	3,682	0,980557	0,585664	0,949755
1	120	0	0,02	0,83	3,788	1,003436	0,254808	0,945043
1	120	0	0,05	0,81	3,987	1,258486	-0,15423	1,148294
1	120	0	0,05	0,84	3,568	0,67485	0,660389	0,673722
1	120	0	0,05	0,79	3,623	0,574135	0,376133	0,558691
1	120	0	0,07	0,75	3,778	0,678774	-0,03648	0,622984
1	120	0	0,07	0,77	3,832	0,845871	-0,04959	0,776025
1	120	0	0,1	0,73	3,967	0,917138	-0,42883	0,812153
1	120	0	0,1	0,71	3,643	0,299531	0,034786	0,27888
1	120	0	0,1	0,68	3,798	0,442667	-0,33933	0,381671
1	120	0	0,13	0,72	3,479	0,064384	0,346927	0,086422
1	120	0	0,13	0,67	3,677	0,202274	-0,17593	0,172773
1	120	0	0,15	0,65	3,588	-0,02322	-0,10443	-0,02956
1	120	0	0,15	0,68	3,299	-0,38995	0,49328	-0,32105
1	120	0	0,17	0,63	3,476	-0,2871	0,005459	-0,26428
1	120	0	0,17	0,66	3,366	-0,35515	0,304492	-0,30369
1	120	0	0,17	0,61	3,759	0,108114	-0,54374	0,057269
1	120	0	0,2	0,58	3,834	0,117765	-0,78437	0,047398
1	120	0	0,2	0,6	3,265	-0,75465	0,242035	-0,67691
1	120	0	0,23	0,59	3,199	-0,90327	0,313663	-0,80835
1	120	0	0,23	0,57	3,385	-0,66992	-0,07368	-0,62341
1	120	0	0,25	0,54	3,189	-1,11245	0,137863	-1,01492
1	120	0	0,25	0,55	3,476	-0,59507	-0,30252	-0,57225
1	120	0	0,27	0,51	3,378	-0,91258	-0,29299	-0,86425
1	120	0	0,27	0,53	3,537	-0,57028	-0,48129	-0,56334
1	120	0	0,3	0,52	3,324	-0,96418	-0,16439	-0,9018
2	120	3	0	1,08	4,823	3,692822	-0,50973	3,365023
2	120	3	0	1	5,012	3,700204	-1,13306	3,323209
2	120	3	0,02	0,99	4,788	3,287949	-0,7978	2,969261
2	120	3	0,02	0,98	3,964	1,874558	0,538597	1,770353
2	120	3	0,02	1	4,092	2,165128	0,402015	2,027605
2	120	3	0,05	0,96	3,987	1,835941	0,423226	1,725749
2	120	3	0,05	0,97	4,152	2,14975	0,18641	1,99661
2	120	3	0,07	0,95	4,162	2,089442	0,09273	1,933698
2	120	3	0,07	0,93	3,976	1,702096	0,326089	1,594767
2	120	3	0,1	0,97	4,321	2,431737	-0,09558	2,234607
2	120	3	0,1	0,99	3,825	1,681125	0,809024	1,613101
2	120	3	0,13	0,92	4,043	1,775392	0,175798	1,650624
2	120	3	0,13	0,94	3,772	1,400206	0,704972	1,345978
2	120	3	0,15	0,86	3,844	1,212366	0,27686	1,139397
2	120	3	0,15	0,91	3,987	1,643456	0,230741	1,533264

2	120	3	0,17	0,89	3,589	0,902374	0,817834	0,89578
2	120	3	0,17	0,86	3,687	0,950402	0,538824	0,918299
2	120	3	0,2	0,87	3,765	1,119047	0,447173	1,066641
2	120	3	0,23	0,88	3,457	0,643627	0,999587	0,671392
2	120	3	0,23	0,83	3,968	1,303777	-0,04553	1,198531
2	120	3	0,25	0,85	3,846	1,177207	0,235026	1,103716
2	120	3	0,25	0,82	3,477	0,446016	0,735234	0,468575
2	120	3	0,28	0,79	3,645	0,610844	0,339424	0,589673
2	120	3	0,3	0,83	3,633	0,744809	0,513435	0,726762
3	170	0	0	0,68	3,782	0,41597	-0,31264	0,359138
3	170	0	0	0,66	3,553	-0,04312	-0,00753	-0,04035
3	170	0	0,02	0,6	3,378	-0,56611	0,053487	-0,51778
3	170	0	0,02	0,58	3,589	-0,29103	-0,37557	-0,29763
3	170	0	0,02	0,62	3,622	-0,08198	-0,27665	-0,09717
3	170	0	0,05	0,56	3,413	-0,66169	-0,1589	-0,62248
3	170	0	0,05	0,65	3,567	-0,05826	-0,06939	-0,05913
3	170	0	0,05	0,63	3,473	-0,2921	0,010465	-0,2685
3	170	0	0,07	0,59	3,379	-0,60293	0,013322	-0,55487
3	170	0	0,07	0,57	3,465	-0,53643	-0,20717	-0,51075
3	170	0	0,1	0,52	3,577	-0,54204	-0,58653	-0,54551
3	170	0	0,1	0,54	3,876	0,033856	-1,00844	-0,04744
3	170	0	0,1	0,53	3,764	-0,19152	-0,86006	-0,24367
3	170	0	0,13	0,49	3,262	-1,18313	-0,17643	-1,1046
3	170	0	0,13	0,5	3,187	-1,26977	-0,01279	-1,17173
3	170	0	0,15	0,46	3,298	-1,23855	-0,35199	-1,1694
3	170	0	0,15	0,45	3,123	-1,56904	-0,09848	-1,45434
3	170	0	0,17	0,51	3,002	-1,53996	0,334393	-1,39376
3	170	0	0,17	0,43	3,352	-1,26394	-0,55758	-1,20884
3	170	0	0,17	0,46	3,264	-1,29528	-0,29525	-1,21728
3	170	0	0,2	0,42	3,154	-1,63281	-0,2657	-1,52617
3	170	0	0,2	0,44	2,987	-1,83446	0,089942	-1,68436
3	170	0	0,23	0,39	2,746	-2,42907	0,299581	-2,21624
3	170	0	0,23	0,35	2,589	-2,84503	0,407557	-2,59132
3	170	0	0,25	0,4	3,214	-1,60969	-0,44281	-1,51867
3	170	0	0,25	0,36	2,789	-2,47282	0,112342	-2,27117
3	170	0	0,27	0,31	2,557	-3,05241	0,306963	-2,79038
3	170	0	0,27	0,34	2,632	-2,81177	0,297312	-2,56927
3	170	0	0,29	0,36	2,983	-2,14911	-0,21136	-1,99797
3	170	0	0,29	0,33	2,655	-2,81189	0,220438	-2,57537
3	170	0	0,3	0,32	2,876	-2,48164	-0,18681	-2,30264
3	170	0	0,3	0,37	2,483	-2,9449	0,661418	-2,66361
3	170	0	0,3	0,35	2,644	-2,75325	0,315786	-2,51387
4	170	3	0	0,8	3,882	1,04479	-0,01753	0,961929
4	170	3	0	0,76	3,785	0,728951	-0,00967	0,671339
4	170	3	0,02	0,7	3,667	0,301079	-0,04376	0,274182
4	170	3	0,02	0,68	3,591	0,097274	0,00606	0,09016

4	170	3	0,02	0,72	3,712	0,453158	-0,04185	0,414548
4	170	3	0,05	0,66	3,634	0,092028	-0,14268	0,073721
4	170	3	0,05	0,65	3,692	0,150308	-0,27796	0,116903
4	170	3	0,07	0,75	3,794	0,705471	-0,06318	0,645517
4	170	3	0,07	0,73	3,633	0,359839	0,128465	0,341792
4	170	3	0,07	0,77	3,547	0,370331	0,425949	0,374669
4	170	3	0,07	0,69	3,732	0,371038	-0,19071	0,327222
4	170	3	0,1	0,66	3,435	-0,24002	0,189361	-0,20652
4	170	3	0,1	0,64	3,696	0,118485	-0,32313	0,084039
4	170	3	0,12	0,74	3,876	0,803796	-0,2385	0,722497
4	170	3	0,12	0,56	3,468	-0,56992	-0,25067	-0,54502
4	170	3	0,12	0,6	3,497	-0,36755	-0,14507	-0,35019
4	170	3	0,15	0,59	3,563	-0,29592	-0,29369	-0,29574
4	170	3	0,15	0,64	3,387	-0,3971	0,192458	-0,35111
4	170	3	0,17	0,66	3,812	0,389032	-0,43969	0,324392
4	170	3	0,17	0,63	3,654	0,009909	-0,29154	-0,0136
4	170	3	0,2	0,65	3,777	0,292136	-0,41978	0,236606
4	170	3	0,2	0,62	3,598	-0,12203	-0,2366	-0,13096
4	170	3	0,23	0,59	3,664	-0,12739	-0,46222	-0,15351
4	170	3	0,23	0,56	3,298	-0,85358	0,032984	-0,78443
4	170	3	0,25	0,55	3,264	-0,94881	0,051218	-0,8708
4	170	3	0,25	0,53	3,564	-0,52523	-0,52634	-0,52532
4	170	3	0,27	0,5	3,189	-1,26643	-0,01612	-1,16891
4	170	3	0,31	0,54	3,425	-0,71866	-0,25592	-0,68257

# Anexos

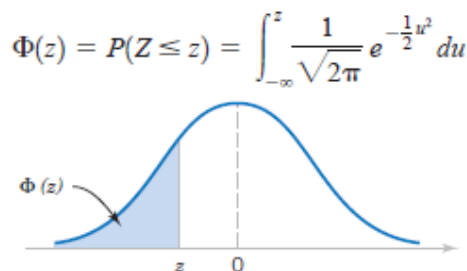
## Anexos A – Fatores para construção das cartas de controle

(MONTGOMERY, 2009)

Observations in Sample, $n$	Chart for Averages					Chart for Standard Deviations					Chart for Ranges					
	Factors for Control Limits			Factors for Center Line		Factors for Control Limits				Factors for Center Line		Factors for Control Limits				
	$A$	$A_2$	$A_3$	$c_4$	$1/c_4$	$B_3$	$B_4$	$B_5$	$B_6$	$d_2$	$1/d_2$	$d_3$	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$
2	2.121	1.880	2.659	0.7979	1.2533	0	3.267	0	2.606	1.128	0.8865	0.853	0	3.686	0	3.267
3	1.732	1.023	1.954	0.8862	1.1284	0	2.568	0	2.276	1.693	0.5907	0.888	0	4.358	0	2.574
4	1.500	0.729	1.628	0.9213	1.0854	0	2.266	0	2.088	2.059	0.4857	0.880	0	4.698	0	2.282
5	1.342	0.577	1.427	0.9400	1.0638	0	2.089	0	1.964	2.326	0.4299	0.864	0	4.918	0	2.114
6	1.225	0.483	1.287	0.9515	1.0510	0.030	1.970	0.029	1.874	2.534	0.3946	0.848	0	5.078	0	2.004
7	1.134	0.419	1.182	0.9594	1.0423	0.118	1.882	0.113	1.806	2.704	0.3698	0.833	0.204	5.204	0.076	1.924
8	1.061	0.373	1.099	0.9650	1.0363	0.185	1.815	0.179	1.751	2.847	0.3512	0.820	0.388	5.306	0.136	1.864
9	1.000	0.337	1.032	0.9693	1.0317	0.239	1.761	0.232	1.707	2.970	0.3367	0.808	0.547	5.393	0.184	1.816
10	0.949	0.308	0.975	0.9727	1.0281	0.284	1.716	0.276	1.669	3.078	0.3249	0.797	0.687	5.469	0.223	1.777
11	0.905	0.285	0.927	0.9754	1.0252	0.321	1.679	0.313	1.637	3.173	0.3152	0.787	0.811	5.535	0.256	1.744
12	0.866	0.266	0.886	0.9776	1.0229	0.354	1.646	0.346	1.610	3.258	0.3069	0.778	0.922	5.594	0.283	1.717
13	0.832	0.249	0.850	0.9794	1.0210	0.382	1.618	0.374	1.585	3.336	0.2998	0.770	1.025	5.647	0.307	1.693
14	0.802	0.235	0.817	0.9810	1.0194	0.406	1.594	0.399	1.563	3.407	0.2935	0.763	1.118	5.696	0.328	1.672
15	0.775	0.223	0.789	0.9823	1.0180	0.428	1.572	0.421	1.544	3.472	0.2880	0.756	1.203	5.741	0.347	1.653
16	0.750	0.212	0.763	0.9835	1.0168	0.448	1.552	0.440	1.526	3.532	0.2831	0.750	1.282	5.782	0.363	1.637
17	0.728	0.203	0.739	0.9845	1.0157	0.466	1.534	0.458	1.511	3.588	0.2787	0.744	1.356	5.820	0.378	1.622
18	0.707	0.194	0.718	0.9854	1.0148	0.482	1.518	0.475	1.496	3.640	0.2747	0.739	1.424	5.856	0.391	1.608
19	0.688	0.187	0.698	0.9862	1.0140	0.497	1.503	0.490	1.483	3.689	0.2711	0.734	1.487	5.891	0.403	1.597
20	0.671	0.180	0.680	0.9869	1.0133	0.510	1.490	0.504	1.470	3.735	0.2677	0.729	1.549	5.921	0.415	1.585
21	0.655	0.173	0.663	0.9876	1.0126	0.523	1.477	0.516	1.459	3.778	0.2647	0.724	1.605	5.951	0.425	1.575
22	0.640	0.167	0.647	0.9882	1.0119	0.534	1.466	0.528	1.448	3.819	0.2618	0.720	1.659	5.979	0.434	1.566
23	0.626	0.162	0.633	0.9887	1.0114	0.545	1.455	0.539	1.438	3.858	0.2592	0.716	1.710	6.006	0.443	1.557
24	0.612	0.157	0.619	0.9892	1.0109	0.555	1.445	0.549	1.429	3.895	0.2567	0.712	1.759	6.031	0.451	1.548
25	0.600	0.153	0.606	0.9896	1.0105	0.565	1.435	0.559	1.420	3.931	0.2544	0.708	1.806	6.056	0.459	1.541

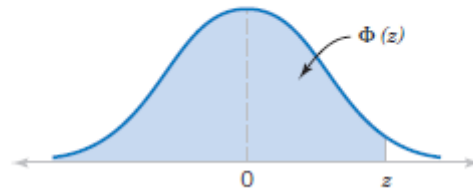


**Anexo B – Distribuição Normal Padrão Acumulada**  
(MONTGOMERY; GEORGE C. RUNGER, 2011)



Z	-0,09	-0,08	-0,07	-0,06	-0,05	-0,04	-0,03	-0,02	-0,01	0,00
-3,9	0,000033	0,000034	0,000036	0,000037	0,000039	0,000041	0,000042	0,000044	0,000046	0,000048
-3,8	0,000050	0,000052	0,000054	0,000057	0,000059	0,000062	0,000064	0,000067	0,000069	0,000072
-3,7	0,000075	0,000078	0,000082	0,000085	0,000088	0,000092	0,000096	0,000100	0,000104	0,000108
-3,6	0,000112	0,000117	0,000121	0,000126	0,000131	0,000136	0,000142	0,000147	0,000153	0,000159
-3,5	0,000165	0,000172	0,000178	0,000185	0,000193	0,000200	0,000208	0,000216	0,000224	0,000233
-3,4	0,000242	0,000251	0,000260	0,000270	0,000280	0,000291	0,000302	0,000313	0,000325	0,000337
-3,3	0,000349	0,000362	0,000376	0,000390	0,000404	0,000419	0,000434	0,000450	0,000466	0,000483
-3,2	0,000501	0,000519	0,000538	0,000557	0,000577	0,000598	0,000619	0,000641	0,000664	0,000687
-3,1	0,000711	0,000736	0,000762	0,000789	0,000816	0,000845	0,000874	0,000904	0,000935	0,000968
-3,0	0,001001	0,001035	0,001070	0,001107	0,001144	0,001183	0,001223	0,001264	0,001306	0,001350
-2,9	0,001395	0,001441	0,001489	0,001538	0,001589	0,001641	0,001695	0,001750	0,001807	0,001866
-2,8	0,001926	0,001988	0,002052	0,002118	0,002186	0,002256	0,002327	0,002401	0,002477	0,002555
-2,7	0,002635	0,002718	0,002803	0,002890	0,002980	0,003072	0,003167	0,003264	0,003364	0,003467
-2,6	0,003573	0,003681	0,003793	0,003907	0,004025	0,004145	0,004269	0,004396	0,004527	0,004661
-2,5	0,004799	0,004940	0,005085	0,005234	0,005386	0,005543	0,005703	0,005868	0,006037	0,006210
-2,4	0,006387	0,006569	0,006756	0,006947	0,007143	0,007344	0,007549	0,007760	0,007976	0,008198
-2,3	0,008424	0,008656	0,008894	0,009137	0,009387	0,009642	0,009903	0,010170	0,010444	0,010724
-2,2	0,011011	0,011304	0,011604	0,011911	0,012224	0,012545	0,012874	0,013209	0,013553	0,013903
-2,1	0,014262	0,014629	0,015003	0,015386	0,015778	0,016177	0,016586	0,017003	0,017429	0,017864
-2,0	0,018309	0,018763	0,019226	0,019699	0,020182	0,020675	0,021178	0,021692	0,022216	0,022750
-1,9	0,023295	0,023852	0,024419	0,024998	0,025588	0,026190	0,026803	0,027429	0,028067	0,028717
-1,8	0,029379	0,030054	0,030742	0,031443	0,032157	0,032884	0,033625	0,034380	0,035148	0,035930
-1,7	0,036727	0,037538	0,038364	0,039204	0,040059	0,040930	0,041815	0,042716	0,043633	0,044565
-1,6	0,045514	0,046479	0,047460	0,048457	0,049471	0,050503	0,051551	0,052616	0,053699	0,054799
-1,5	0,055917	0,057053	0,058208	0,059380	0,060571	0,061780	0,063008	0,064255	0,065522	0,066807
-1,4	0,068112	0,069437	0,070781	0,072145	0,073529	0,074934	0,076359	0,077804	0,079270	0,080757
-1,3	0,082264	0,083793	0,085343	0,086915	0,088508	0,090123	0,091759	0,093418	0,095098	0,096800
-1,2	0,098525	0,100273	0,102042	0,103835	0,105650	0,107488	0,109349	0,111232	0,113139	0,115070
-1,1	0,117023	0,119000	0,121000	0,123024	0,125072	0,127143	0,129238	0,131357	0,133500	0,135666
-1,0	0,137857	0,140071	0,142310	0,144572	0,146859	0,149170	0,151505	0,153864	0,156248	0,158655
-0,9	0,161087	0,163543	0,166023	0,168528	0,171056	0,173609	0,176186	0,178786	0,181411	0,184060
-0,8	0,186733	0,189430	0,192150	0,194895	0,197663	0,200454	0,203269	0,206108	0,208970	0,211855
-0,7	0,214764	0,217695	0,220650	0,223627	0,226627	0,229650	0,232695	0,235762	0,238852	0,241964
-0,6	0,245097	0,248252	0,251429	0,254627	0,257846	0,261086	0,264347	0,267629	0,270931	0,274253
-0,5	0,277595	0,280957	0,284339	0,287740	0,291160	0,294599	0,298056	0,301532	0,305026	0,308538
-0,4	0,312067	0,315614	0,319178	0,322758	0,326355	0,329969	0,333598	0,337243	0,340903	0,344578
-0,3	0,348268	0,351973	0,355691	0,359424	0,363169	0,366928	0,370700	0,374484	0,378280	0,382089
-0,2	0,385908	0,389739	0,393580	0,397432	0,401294	0,405165	0,409046	0,412936	0,416834	0,420740
-0,1	0,424655	0,428576	0,432505	0,436441	0,440382	0,444330	0,448283	0,452242	0,456205	0,460172
0,0	0,464144	0,468119	0,472097	0,476078	0,480061	0,484047	0,488034	0,492022	0,496011	0,500000

$$\Phi(z) = P(Z \leq z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} du$$



Z	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	0,500000	0,503989	0,507978	0,511966	0,515953	0,519939	0,523922	0,527903	0,531881	0,535856
0,1	0,539828	0,543795	0,547758	0,551717	0,555670	0,559618	0,563559	0,567495	0,571424	0,575345
0,2	0,579260	0,583166	0,587064	0,590954	0,594835	0,598706	0,602568	0,606420	0,610261	0,614092
0,3	0,617911	0,621720	0,625516	0,629300	0,633072	0,636831	0,640576	0,644309	0,648027	0,651732
0,4	0,655422	0,659097	0,662757	0,666402	0,670031	0,673645	0,677242	0,680822	0,684386	0,687933
0,5	0,691462	0,694974	0,698468	0,701944	0,705401	0,708840	0,712260	0,715661	0,719043	0,722405
0,6	0,725747	0,729069	0,732371	0,735653	0,738914	0,742154	0,745373	0,748571	0,751748	0,754903
0,7	0,758036	0,761148	0,764238	0,767305	0,770350	0,773373	0,776373	0,779350	0,782305	0,785236
0,8	0,788145	0,791030	0,793892	0,796731	0,799546	0,802337	0,805105	0,807850	0,810570	0,813267
0,9	0,815940	0,818589	0,821214	0,823814	0,826391	0,828944	0,831472	0,833977	0,836457	0,838913
1,0	0,841345	0,843752	0,846136	0,848495	0,850830	0,853141	0,855428	0,857690	0,859929	0,862143
1,1	0,864334	0,866500	0,868643	0,870762	0,872857	0,874928	0,876976	0,879000	0,881000	0,882977
1,2	0,884930	0,886861	0,888768	0,890651	0,892512	0,894350	0,896165	0,897958	0,899727	0,901475
1,3	0,903200	0,904902	0,906582	0,908241	0,909877	0,911492	0,913085	0,914657	0,916207	0,917736
1,4	0,919243	0,920730	0,922196	0,923641	0,925066	0,926471	0,927855	0,929219	0,930563	0,931888
1,5	0,933193	0,934478	0,935745	0,936992	0,938220	0,939429	0,940620	0,941792	0,942947	0,944083
1,6	0,945201	0,946301	0,947384	0,948449	0,949497	0,950529	0,951543	0,952540	0,953521	0,954486
1,7	0,955435	0,956367	0,957284	0,958185	0,959070	0,959941	0,960796	0,961636	0,962462	0,963273
1,8	0,964070	0,964852	0,965620	0,966375	0,967116	0,967843	0,968557	0,969258	0,969946	0,970621
1,9	0,971283	0,971933	0,972571	0,973197	0,973810	0,974412	0,975002	0,975581	0,976148	0,976705
2,0	0,977250	0,977784	0,978308	0,978822	0,979325	0,979818	0,980301	0,980774	0,981237	0,981691
2,1	0,982136	0,982571	0,982997	0,983414	0,983823	0,984222	0,984614	0,984997	0,985371	0,985738
2,2	0,986097	0,986447	0,986791	0,987126	0,987455	0,987776	0,988089	0,988396	0,988696	0,988989
2,3	0,989276	0,989556	0,989830	0,990097	0,990358	0,990613	0,990863	0,991106	0,991344	0,991576
2,4	0,991802	0,992024	0,992240	0,992451	0,992656	0,992857	0,993053	0,993244	0,993431	0,993613
2,5	0,993790	0,993963	0,994132	0,994297	0,994457	0,994614	0,994766	0,994915	0,995060	0,995201
2,6	0,995339	0,995473	0,995604	0,995731	0,995855	0,995975	0,996093	0,996207	0,996319	0,996427
2,7	0,996533	0,996636	0,996736	0,996833	0,996928	0,997020	0,997110	0,997197	0,997282	0,997365
2,8	0,997445	0,997523	0,997599	0,997673	0,997744	0,997814	0,997882	0,997948	0,998012	0,998074
2,9	0,998134	0,998193	0,998250	0,998305	0,998359	0,998411	0,998462	0,998511	0,998559	0,998605
3,0	0,998650	0,998694	0,998736	0,998777	0,998817	0,998856	0,998893	0,998930	0,998965	0,998999
3,1	0,999032	0,999065	0,999096	0,999126	0,999155	0,999184	0,999211	0,999238	0,999264	0,999289
3,2	0,999313	0,999336	0,999359	0,999381	0,999402	0,999423	0,999443	0,999462	0,999481	0,999499
3,3	0,999517	0,999534	0,999550	0,999566	0,999581	0,999596	0,999610	0,999624	0,999638	0,999651
3,4	0,999663	0,999675	0,999687	0,999698	0,999709	0,999720	0,999730	0,999740	0,999749	0,999758
3,5	0,999767	0,999776	0,999784	0,999792	0,999800	0,999807	0,999815	0,999822	0,999828	0,999835
3,6	0,999841	0,999847	0,999853	0,999858	0,999864	0,999869	0,999874	0,999879	0,999883	0,999888
3,7	0,999892	0,999896	0,999900	0,999904	0,999908	0,999912	0,999915	0,999918	0,999922	0,999925
3,8	0,999928	0,999931	0,999933	0,999936	0,999938	0,999941	0,999943	0,999946	0,999948	0,999950
3,9	0,999952	0,999954	0,999956	0,999958	0,999959	0,999961	0,999963	0,999964	0,999966	0,999967